



# **Modelo de Previsão de Falência Aplicado às PME's Portuguesas**

por

Ana Luísa Silva Aguiar

[100417081@fep.up.pt](mailto:100417081@fep.up.pt)

Dissertação de Mestrado em Finanças

Orientada por:

Professor Doutor Júlio Manuel dos Santos Martins

2013



## Nota Bibliográfica

Ana Luísa Silva Aguiar, nascida no Porto a 3 Fevereiro de 1988, licenciou-se em Economia em 2010 pela Faculdade de Economia da Universidade do Porto e concluiu a parte curricular do Mestrado em Finanças, em 2011, pela mesma instituição.

Enquanto estudante, integrou um estágio não remunerado promovido pelo Observatório de Economia e Gestão de Fraude (OBEGEF) cujo trabalho, em parceria com o Professor Dr. Paulo Vasconcelos, resultou na publicação de uma crónica na Visão online, a 29-04-2010<sup>1</sup>. Paralelamente, desenvolveu actividades de voluntariado em parceria com as organizações académicas AIESEC – Porto FEP e NEV- Núcleo de Estudantes Voluntários da FEP.

Profissionalmente, iniciou actividade em regime *part-time* desempenhando diversas funções no sector da promoção e organização de eventos. Finda a parte curricular do presente curso, iniciou actividade no BPI Gestão de Activos, em Lisboa, estando actualmente a desempenhar funções de *Fixed Income Analyst* e *Portfolio Manager*, desde há já 2 anos.

---

<sup>1</sup> [http://www.gestaodefraude.eu/images/gf\\_upload/VisaoE067.pdf](http://www.gestaodefraude.eu/images/gf_upload/VisaoE067.pdf)

## **Agradecimentos**

Começo por agradecer ao meu orientador, o Professor Doutor Júlio Martins, pela dedicação demonstrada ao longo de todo este trabalho, partilha de conhecimento académico e profissional, e também pelos contributos essenciais na elaboração do mesmo. Ainda, ao meu colega José Luís Almeida por toda a disponibilidade e ajuda, indispensáveis à conclusão do trabalho.

Gostaria igualmente de agradecer ao Professor Doutor Miguel Augusto Sousa, pela sua excepcional dedicação aos alunos deste curso, por toda a motivação e empenho na nossa educação profissional.

Gostaria ainda de deixar um especial agradecimento à minha Família, pelo apoio incondicional de sempre.

# Índice

|   |             |
|---|-------------|
| <b>Nota Bibliográfica .....</b>                                     | <b>i</b>    |
| <b>Agradecimentos.....</b>  | <b>ii</b>   |
| <b>Índice.....</b>  | <b>iii</b>  |
| <b>Índice de Tabelas .....</b>                                      | <b>v</b>    |
| <b>Índice de Ilustrações .....</b>                                  | <b>vii</b>  |
| <b>Sumário.....</b>   | <b>viii</b> |
| <b>1. Introdução .....</b>  | <b>1</b>    |
| <b>2. Estrutura do Trabalho .....</b>                               | <b>3</b>    |
| <b>3. Revisão da Literatura.....</b>                                | <b>4</b>    |
| 3.1. Modelos de Previsão de Falência.....                           | 7           |
| 3.1.1. Os Modelos Univariados .....                                 | 7           |
| 3.1.2. Os Modelos Multivariados.....                                | 15          |
| 3.1.3. Os Modelos Multivariados de Probabilidade Condicionada ..... | 27          |
| 3.1.4. Outros Contributos.....                                      | 34          |
| 3.2. Estudos semelhantes .....                                      | 36          |
| <b>4. Estudo Empírico .....</b>                                     | <b>40</b>   |
| 4.1. Problemática .....   | 40          |
| 4.2. Definições Relevantes.....                                     | 41          |
| 4.3. Definição do Modelo .....                                      | 43          |
| 4.4. A Amostra e sua Caracterização.....                            | 46          |
| 4.5. Resultados Empíricos .....                                     | 50          |
| 4.5.1. Análise Univariada e MANOVA.....                             | 50          |
| 4.5.2. Análise Multivariada.....                                    | 53          |
| 4.5.3. Análise Logística .....                                      | 56          |

|  |           |
|--|-----------|
| 4.6. Testes de Robustez.....   | 58        |
| 4.6.1. Amostras Emparelhadas vs. Não-Emparelhadas .....              | 58        |
| 4.6.2. Amostra com Outliers.....                                     | 61        |
| 4.7. Introdução de uma Variável Explicativa Adicional.....           | 63        |
| 4.7.1. Análise Discriminante (com introdução de nova variável) ..... | 64        |
| 4.7.2. Análise Logística (com introdução de nova variável) .....     | 67        |
| 4.8. Análise e Discussão dos Resultados .....                        | 68        |
| <b>5. Conclusão.....</b>   | <b>71</b> |
| 5.1. Principais Resultados .....                                     | 71        |
| 5.2. Principais Limitações do Estudo.....                            | 71        |
| 5.3. Contributos Futuros .....                                       | 73        |
| <b>6. Bibliografia .....</b>   | <b>74</b> |

## Índice de Tabelas

|  |    |
|--|----|
| Tabela 1 – Previsão dos valores médios das empresas falidas e não falidas.....                     | 9  |
| <b>Tabela 2</b> – Resultado do Teste de Significância (empresas cotadas) .....                     | 18 |
| <b>Tabela 3</b> – Contributo Relativo das Variáveis .....  | 19 |
| Tabela 4 – Erros Tipo I e II, um ano antes da falência .....                                       | 20 |
| Tabela 5 – Erros Tipo I e II, dois anos antes da falência .....                                    | 21 |
| Tabela 6 – Resultado do Teste de Significância (empresas não cotadas) .....                        | 23 |
| Tabela 7 – Estudos sobre a temática .....  | 37 |
| <b>Tabela 8</b> – Appendix B: Factors Included in Five or More Studies .....                       | 38 |
| Tabela 9 – Características das Pequenas e Médias Empresas .....                                    | 46 |
| Tabela 10 – Distribuição Sectorial das Empresas da Amostra.....                                    | 48 |
| Tabela 11 – Estatísticas Descritivas .....   | 50 |
| Tabela 12 – Estatísticas dos grupos e teste t .....  | 51 |
| Tabela 13 – Resultados MANOVA .....  | 52 |
| Tabela 14 – Resultados do Teste não paramétrico .....  | 52 |
| Tabela 15 – Coeficientes de Estimação .....  | 53 |
| Tabela 16 – Resultados dos Testes.....   | 54 |
| Tabela 17 – Eigenvalues .....  | 54 |
| Tabela 18 – Centroids .....  | 54 |
| Tabela 19 – Resultados da Classificação .....  | 55 |
| Tabela 20 – Coeficientes de Estimação (Logit) .....  | 56 |
| Tabela 21 – Teste Omnibus.....   | 56 |
| Tabela 22 – R-quadrado .....   | 57 |
| Tabela 23 – Resultados da Classificação .....  | 57 |
| Tabela 24 – Estatísticas dos grupos e teste t (dados de 2010 – amostra não emparelhada).....       | 58 |
| Tabela 25 – Resultados MANOVA (dados de 2010 – amostra não emparelhada) .....                      | 59 |
| Tabela 26 – Resultados do Teste não-paramétrico (dados de 2010 – amostra não emparelhada)<br>..... | 59 |
| Tabela 27 – Estatísticas dos grupos e teste t (dados de 2009 – amostra emparelhada).....           | 60 |
| Tabela 28 – Resultados MANOVA (dados de 2009 – amostra emparelhada).....                           | 60 |
| Tabela 29 – Resultados do Teste não-paramétrico (dados de 2009 – amostra emparelhada) .....        | 61 |
| Tabela 30 – Estatísticas dos grupos e teste t (dados de 2010 - com <i>outliers</i> ) .....         | 62 |
| Tabela 31 – Resultados MANOVA (dados de 2010 - com <i>outliers</i> ) .....                         | 62 |

|   |    |
|---|----|
| Tabela 32 – Resultados do Teste não-paramétrico (dados de 2010 – com <i>outliers</i> )..... | 63 |
| Tabela 33 – Estatísticas Descritivas.....   | 64 |
| Tabela 34 – Coeficientes da Função Discriminante (com nova variável).....                   | 65 |
| Tabela 35 – Resultados dos Testes (com nova variável) .....                                 | 65 |
| Tabela 36 – Eigenvalues (com nova variável) .....   | 65 |
| Tabela 37 – Centroids (com nova variável).....  | 66 |
| Tabela 38 – Classificação de Resultados (Análise Multivariada com nova variável) .....      | 66 |
| Tabela 39 – Coeficientes de Estimação (Logit - com nova variável) .....                     | 67 |
| Tabela 40 – Teste Omnibus (com nova variável) .....   | 67 |
| Tabela 41 – R-quadrado (com nova variável).....   | 68 |
| Tabela 42 – Classificação de Resultados (Logit – com nova variável).....                    | 68 |



## Índice de Ilustrações

|   |    |
|---|----|
| <b>Ilustração 1</b> – Análise de Perfis, comparação de valores médios .....                         | 13 |
| Ilustração 2 – Curvas das funções Logit, Probit e Gompit.....                                       | 33 |
| Ilustração 3 – Evolução do valor médio do EBITDA e do Activo Total (em milhares de EUR).....        | 49 |
| Ilustração 4 – Evolução do valor médio dos Juros Pagos e da Dívida Total (em milhares de EUR) ..... | 49 |
| Ilustração 5 – Evolução do valor médio do Fundo de maneo (em milhares de EUR) .....                 | 49 |

## Sumário

Num ambiente marcado pela aversão ao risco, volatilidade dos mercados financeiros e incerteza quanto ao futuro económico-financeiro da generalidade das economias europeias (como sendo a portuguesa), os modelos de previsão de falência revelam-se de especial importância e interesse sobretudo para os gestores de risco de crédito. Esta temática tem vindo a popularizar-se nas últimas décadas, sobretudo impulsionado pelos desenvolvimentos computacionais que permitem hoje o tratamento de grandes quantidades de dados, mas também pela proliferação de produtos financeiros complexos que criam uma necessidade evidente de comparações rápidas e eficazes entre empresas.

A presente dissertação pretende então confrontar alguns dos principais modelos estatísticos de previsão de falência desenvolvidos até à data, focando-se no tipo de análise subjacente (Análise Univariada, Análise Multivariada e Análise Logística), e testá-los para a realidade portuguesa considerando os rácios financeiros utilizados no Modelo de Altman (1968).

Neste sentido foram seleccionadas 146 empresas portuguesas de pequena e média dimensão, divididas em dois grupos: empresas falidas em 2011 e empresas não falidas. Sobre a amostra foram realizados testes de robustez que permitiram atestar a sua adequabilidade aos modelos desenvolvidos.

O estudo permitiu concluir que o modelo mais eficaz na previsão da falência das PME's portuguesas é o modelo Logit (Ohlson 1980) dada a superior capacidade de classificar acertadamente as observações da amostra, por via de uma inferior percentagem de erro Tipo I, quando comparada com o modelo de Altman (1968).

A introdução de uma variável adicional ao modelo permitiu aumentar essa capacidade de previsão nos dois modelos considerados.

Concluiu-se ainda que os rácios que mais contribuem para a explicação do modelo coincidem com os de Altman (1968).

**Palavras-chave:** rácios-financeiros; previsão de falência; Altman (1968)

## **Abstract**

In an environment of risk avoidance, high volatility of the financial markets and strong economic uncertainty regarding towards the economic and financial future of the European economies (as for the Portuguese), predictive models for bankruptcy become especially relevant mainly for credit risk managers. This subject has become very popular in the last decades, being mainly driven by the computational developments that today allow us to treat large amounts of data, and also due to the proliferation of complex financial products that create an evident need for faster and efficient comparisons between companies.

The present dissertation aims to compare the different statistical prediction models of bankruptcy developed to date, focusing on the type of underlying analysis (Univariate Analysis, Multivariate Analysis and Logistic Analysis), and then to test them according to the Portuguese reality, considering the financial ratios that were used in Altman (1968) model.

In this sense, 146 small and medium sized Portuguese companies were selected and divided into two groups: companies that went bankrupt during the year of 2011, and companies that remained active. Robustness tests were performed, allowing to attest the suitability of the sample to the models developed.

The study allowed to conclude that the most effective model for predicting Portuguese SME's business failure was the Logit Model (proposed by Ohlson, 1980), given the higher ability to classify correctly the observations of the samples, via a lower percentage of Type I Error when compared with Altman's model (1968).

The introduction of an additional variable to the model allowed to increase such capacity to predict in the two models considered.

It was also concluded that the ratios that contribute most to the explanation of the model coincide with those of Altman (1968).

**Key-words:** financial ratios; failure prediction; Altman (1968)

## 1. Introdução

A falência das empresas não acontece ao acaso; isto é, uma empresa não sofre o colapso repentinamente sem que hajam sinais prévios que o indiquem. As Demonstrações Financeiras são inevitavelmente a maior fonte de informação sobre a actividade de uma empresa. Por este motivo, os rácios financeiros foram até hoje o instrumento mais utilizado na avaliação das condições financeira e operacional das empresas.

Assume-se portanto que todas as situações de decadência financeira se reflectem nos rácios. Laitnen (1991) chama contudo à atenção para o facto de as empresas não apresentavam o mesmo comportamento perante as mesmas situações de decadência financeira. Nalguns casos essa decadência não é contínua e apresenta movimentos cíclicos, sendo por isso mais difícil de detectar. Esse reflexo existe sempre, quer sobre as Demonstrações Financeiras, quer sobre os rácios financeiros. Contudo, eventuais ajustamentos aos dados contabilísticos anulariam a eficiência que se pretende extrair da utilização dos rácios – a rapidez e comparabilidade de resultados. Por esse motivo este problema é parcialmente ignorado. Como esta, muitas outras limitações estão associadas à utilização rácios, algo que abordaremos a seu tempo ao longo desta dissertação.

Bellovary et. al (2007) defende que a utilização da informação financeira para a previsão da falência das empresas reporta a 1830, ano que marca o aparecimento dos primeiros estudos que abordam esta possibilidade. Até meados dos anos 60 a generalidade destes estudos assentavam numa Análise Univariada. Destaca-se aqui o estudo de Beaver (1966), considerado o maior contribuidor para o desenvolvimento deste tipo de análise aplicada à falência das empresa. Sucintamente, a Análise Univariada assume que uma única variável pode ser utilizada com o propósito de previsão. Beaver (1966) avaliou vários rácios separadamente e definiu para cada um deles um *cut-off point* que maximiza o número de classificações correctas, para uma dada amostra. Segundo Sheppard (1994), o modelo proposto por Beaver (1966) alcançou um nível moderado de precisão. Contudo, “(...) *it did not provide a measure of the relevant risk*” (Stickney, 1996, p. 507).

Já no final da década de 60 surge (em 1968) o primeiro estudo Multivariado, também aplicado à análise de rácios financeiros, desenvolvido por Edward Altman. A Análise Multivariada caracteriza-se essencialmente por combinar informação de diferentes rácios financeiros, tentando desta forma “(...) *overcome the potentially conflicting indications that may result from*

*using single variables*” (Cook e Nelson, 1998, p.591). Altman é sobretudo conhecido pelo seu modelo Z-score, o mais popularizado até à data.

Desde então, foram muitos os sucessores que tentaram melhorar a performance dos modelos de previsão, tal como descrito por Bellovary, et al. (2007). Estes diferenciam-se sobretudo pelo número ou tipo de factores utilizados, pelo maior (ou nenhum) enfoque numa determinada indústria, pela dimensão das empresas, entre outros. Por exemplo, o modelo de Altman (1968) utilizava apenas 5 factores, enquanto que o modelo de Boritz e Kennedy (1995) utilizava 14 factores. Por outro lado, enquanto Altman utilizou uma amostra constituída por empresas industriais, Taffler (1984) desenvolveu diferentes modelos para várias indústrias no Reino Unido e Edmister (1973) desenvolveu um modelo específico para pequenas empresas. Sinkey (1975) tentou prever a falência de bancos e, recentemente, Wang (2004) tentou prever a falência de empresas de Internet.

Mais recentemente, a evolução tecnológica tem tornado outros modelos (como Logit, Probit e Gombit) mais populares, dada a sua fácil aplicação e maior adequabilidade à natureza dos estudos desenvolvidos.

Segundo o estudo de Bellovary et al (2007) a evidência empírica parece demonstrar que a Análise Multivariada e as Redes Neutrais são os métodos mais eficazes na previsão de falência. Estes autores também concluem que um superior número de factores não garante um superior nível de exactidão na previsão da falência.

Uma outra questão que aqui se coloca é perceber quais os rácios com superior capacidade para antever a falência de uma empresa. Leinten (1991) diz que o poder preditivo de determinados rácios varia consoante as indústrias e o ciclo económico das empresas. Apesar de relevante, este será um tópico ao qual daremos menor atenção.

A aplicação dos modelos de falência à realidade empresarial Portuguesa ainda não foi, tanto quanto se conhece, objecto de estudo, pelo menos de um modo formal. Não se pretende aqui colmatar essa falha, mas antes dar a conhecer os resultados mais prováveis de um estudo aprofundado sobre o assunto.

Concluindo, neste projecto pretende-se por um lado discutir e testar a adequabilidade dos modelos de previsão actualmente existentes à realidade do tecido empresarial português, e por outro lado identificar as variáveis (rácios financeiros) que melhor distinguem as empresas com diferentes estados de saúde financeira. O ideal será desenvolver um modelo que permita de forma simples e rápida fazer um *screening* das empresas, atestando a sua saúde creditícia, sabendo sempre que se trata de uma forma mais ou menos simplista de o fazer.

## **2. Estrutura do Trabalho**

A dissertação que aqui se inicia está subdividida em cinco capítulos, que sucintamente se descrevem da seguinte forma:

Nos **Capítulos 1 e 2** é feita uma introdução à problemática em questão.

No **Capítulo 3 – Revisão da Literatura**, é feito o enquadramento teórico através do qual se dá a conhecer a base teórica que fundamentou este estudo e que conduziu à escolha da metodologia adoptada. Dentro deste, teremos os seguintes sub capítulos:

- **3.1. Modelos de Previsão de Falência**
- **3.2. Estudos Semelhantes**

No **Capítulo 4 – Estudo Empírico**, é descrita a metodologia adoptada, e desenvolvido todo o estudo empírico. Aqui encontraremos os seguintes sub capítulos:

- **4.1. Problemática**
- **4.2. Definições Relevantes**
- **4.3. Definição do Modelo**
- **4.4. A Amostra e sua Caracterização**
- **4.5. Resultados Empíricos**
- **4.6. Testes de Robustez**
- **4.7. Introdução de uma Variável Explicativa Adicional**
- **4.8. Análise e Discussão dos Resultados**

Reserva-se um último capítulo **Capítulo 5 – Conclusão** para o levantamento das principais conclusões que resultaram do estudo empírico, bem como das limitações do mesmo.

No final deste projecto poderão ser ainda encontradas as referências bibliográficas que deram suporte ao estudo desenvolvido.

### 3. Revisão da Literatura

Altman, no seu estudo inicial de 1968, intitulado “*Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*”, começou por chamar à atenção para a dificuldade que os defensores dos métodos de previsão da falência com base na análise de rácios tinham em provar a sua efectiva utilidade. Segundo Beaver (1966), citado por Altman (1968), a correlação entre o estado financeiro de uma empresa e os seus rácios financeiros e/ou operacionais (rendibilidade, liquidez e solvência) parece ser conclusiva, aos olhos da evidência empírica. Contudo, sendo difícil determinar a ordem de importância dos rácios utilizados, e não sendo possível aplicar uma metodologia que garanta resultados precisos de forma consistente, muito tem sido a literatura desenvolvida ao longo dos anos no sentido de 1) identificar os rácios financeiros com maior poder de previsão e 2) identificar e/ou desenvolver metodologias mais adaptadas à natureza deste estudo.

O interesse em estudar esta temática prende-se com a possibilidade de aplicação dos modelos de previsão de falência no dia-a-dia de um grupo alargado de agentes financeiros, interessados no estado da saúde financeira das empresas. Entre eles destacam-se os investidores (que por questões de diversificação têm necessidade de conhecer o risco associado ao investimento em determinada empresa), intermediários financeiros e não financeiros (como analistas, agências de rating, brokers e bancos, que actuam com base no nível de risco percebido), entidades reguladoras (como a Autoridade da Concorrência ou a Comissão do Mercado de Valores Mobiliários, que actuam no sentido de garantir o cumprimento de determinadas normas ou trâmites legais), credores, o Estado e a gestão da própria empresa. Não só estes agentes têm interesse em prever a evolução futura das empresas em que investem/trabalham/etc, como pretendem minimizar o risco de uma má previsão. Por outro lado, “*forecasting financial failure allows for timely decisions to be made relative to the reallocation of resources to more efficient uses.*” (Cook e Nelson, 1998, p.589). Questões como a necessidade de diversificação do risco, a maximização do binómio rentabilidade/risco de um investimento e a minimização dos custos a suportar no caso de falência, entram aqui em consideração.

Desde a abordagem mais embrionária desta questão (onde surge a Análise Univariada), até às conhecidas Análises de Logit e Probit, muitos têm sido os esforços em tentar quantificar a utilidade da análise de rácios em antever a falência das empresas.

Perante a impossibilidade de abordarmos de forma exaustiva as duas problemáticas enunciadas anteriormente, iremos focar este estudo no confronto das diferentes metodologias existentes aplicadas à previsão da falência.

Não existe uma medida única para avaliar a saúde financeira de uma empresa. Para ultrapassar esta dificuldade, são desenvolvidas *proxies* que avaliam diversos aspectos da situação financeira da empresa e que, de forma combinada, permitem estimar a maior ou menor capacidade a solvência da empresa num dado momento de tempo.

Antes de abordarmos os modelos de previsão de falência, comecemos por abordar as mais básicas metodologias de investigação associadas à temática.

Platt (1985) refere a existência de três fontes de informação essenciais de que um agente se pode socorrer para detectar sintomas de falência: 1) o senso comum, 2) a análise contabilística das demonstrações financeiras publicadas pela empresa, 3) as ferramentas estatísticas.

A primeira fonte é a de mais fácil acesso e resulta do simples acompanhamento do quotidiano da empresa. Há todo um conjunto de aspectos que podem ser observados no decorrer da actividade da empresa e que nos dão alguma sabedoria sobre a solvabilidade da mesma. A destacar: as opiniões emitidas nos relatórios de auditoria, o sucesso na renegociação de linhas de crédito ou colocação de dívida (quando é o caso), a capacidade de renegociação dos contratos de fornecimento de longo prazo (a favor da empresa), as causas associadas à rescisão de importantes membros de quadros, entre outros. Desta forma ganhamos alguma sensibilidade ao negócio da empresa e da indústria, e recolheremos algumas pistas que nos ajudarão a formular toda uma opinião sobre o estado financeiro da empresa.

A segunda fonte assenta na análise puramente contabilística das demonstrações financeiras da empresa. Toda a informação contabilística é importante, contudo as medidas de solvabilidade e liquidez ganham aqui especial importância. Assim, rácios como  $\frac{Net\ Debt}{EBITDA}$  e

$\frac{Current\ Assets}{Current\ Liabilities}$  são os mais utilizados e também os mais facilmente manipuláveis. É por

isso conveniente fazer contra-testes para certificar que a real situação financeira da empresa é reflectida.



A terceira fonte resulta do tratamento estatístico da informação financeira recolhida. Este tratamento, que hoje ocorre de forma mais sistemática, permite-nos quantificar mais facilmente a correlação entre diferentes variáveis e com isso aproveitar todo o potencial de previsão que a informação financeira e contabilística tem para oferecer.

Ao nível dos modelos de previsão, podemos distinguir três fases de desenvolvimento:

1. Os Modelos Univariados
2. Os Modelos Multivariados (Discriminantes)
3. Os Modelos Multivariados de Probabilidade Condicionada

O presente capítulo abordará cada um dos tipos de análises descritos e explicará de forma resumida os modelos mais conhecidos no âmbito de cada tipo de análise, a destacar:

1. O modelo de Beaver, (1966)
2. O modelo de Altman (1968) e suas extensões
3. Os modelos de Logit, Probit e Gompit

Outros modelos menos conhecidos mas com importantes contributos serão abordados na secção “Outros Contributos”.

## **3.1. Modelos de Previsão de Falência**

### **3.1.1. Os Modelos Univariados**

Os Modelos Univariados caracterizam-se por assumir variáveis independentes como critério de classificação das observações da amostra. Esta metodologia, de fácil aplicação, parte da análise isolada das variáveis escolhidas e, através de um teste de classificação dicotômica, classifica as observações da amostra num de dois estados (falida ou não falida). Segundo Cook e Nelson (1988), a Análise Univariada descreve-se como aquela na qual se usa ‘*a single variable*’ para fins de previsão.

A Análise Univariada tem a grande vantagem de ser de fácil aplicação, pois tecnicamente depende somente da análise da variância das variáveis escolhidas. A sua inclusão é por isso recomendada para uma investigação empírica inicial.

O estudo empírico de Beaver (1966) apresenta-se como um dos mais importantes estudos desenvolvidos com base na Análise Univariada de rácios, para identificação de falências. Contudo, este foi influenciado pelos trabalhos iniciais desenvolvidos pelos autores Fitz Patrick (1932), Winakor e Smith (1935), Merwin (1942) e Tamari (1966), tal como consta no seu capítulo “*Comparison with Previous Studies*” (1966).

Segundo Sheppard (1994), o modelo de Beaver (1966) atingiu um nível razoável de previsibilidade, sendo ainda assim uma medida de risco pouco consistente.

### **O Modelo de Beaver (1966)**

Beaver (1966) foi um dos pioneiros no uso de técnicas estatísticas para prever a falência empresarial. O seu estudo assentava em dois pressupostos fundamentais, (citados por Cook e Nelson, 1998): 1) os rácios podem ser utilizados para prever a falência, 2) estes não devem ser escolhidos indiscriminadamente, uma vez que, em princípio, uns terão maior poder de previsão do que outros.

O autor procurou testar os rácios mais significativos do risco de falência, analisando para isso as diferenças entre os dados do grupo de empresas falidas e os dados do grupo de empresas não falidas. Através desta comparação (efectuado rácio a rácio), Beaver (1966) foi capaz de encontrar aqueles que classificavam as observações da amostra com menor percentagem de erro, ie, aqueles para os quais essa diferença era maior.

Esta análise foi desenvolvida com base no estudo individualizado de 30 rácios de 79 empresas falidas entre 1954 e 1964, e 79 empresas equivalentes<sup>2</sup> não falidas, presentes em 38 indústrias. Tendo por base a comparação dos valores médios anuais dos rácios financeiros para os 5 anos que antecederam a falência, Beaver (1966) testou (separadamente) a capacidade dos mesmos em classificar as empresas em dois grupos definidos *a priori*: empresas falidas e não falidas.

A novidade deste estudo face aos anteriores (estudos baseados na análise de perfis) está no facto de se tratar de uma análise “multi-ratio” ie com abordagem a vários rácios (apesar destes serem tratados separadamente), e pelo facto da informação incluída ser informação de mercado.

Segundo o autor, a empresa deve ser vista como um “Reservatório de Activos Líquidos” que é abastecido por *inflows* e drenado por *outflows*. Este reservatório funciona como um amortecedor contra as variações dos fluxos totais que resultam da actividade diária da empresa. A solvência da empresa pode então ser definida como a probabilidade desse reservatório de activos líquidos ser minimizada ao ponto desta não ser mais capaz de dar resposta às responsabilidades da empresa, nas respectivas maturidades.

Posto isto, e assumindo um ambiente em que se mantém tudo o resto constante, o autor parte das seguintes proposições:

- a) Quanto maior o volume de activos líquidos da empresa (ou seja o “Reservatório de Activos Líquidos”), menor a probabilidade de falência da empresa pois maior a sua capacidade de amortecer grandes variações dos fluxos totais de *cash inflows* e *cash outflows*. Esta ideia remete para a segunda proposição:

---

<sup>2</sup> De um modo geral, empresas equivalentes são empresas presentes nas mesmas indústrias e com o mesmo volume de activos, de modo a que, para cada empresa falida haja uma empresa não falida.

- b) Quando maior a diferença entre *cash inflows* e *cash outflows* no período, menor a probabilidade de falência, pois é essa diferença que alimenta o depósito de activos líquidos;
- c) Quanto maior o valor líquido da dívida da empresa, maior a probabilidade de falência, pela possibilidade desta vir a consumir todo o *cash* do reservatório;
- d) Quanto maior o cash alocado a despesas operacionais, maior a probabilidade de falência, no sentido de que haverá menor disponibilidade para imprevistos.

Estas quatro proposições permitiram tirar algumas conclusões relativamente ao que seria de esperar para o valor médio dos 6 rácios financeiros<sup>3</sup>, para um grupo e outro. Os rácios escolhidos foram:  $\frac{Cash\ Flow}{Total\ Debt}$ ,  $\frac{Net\ Income}{Total\ Assets}$ ,  $\frac{Total\ Debt}{Total\ Assets}$ ,  $\frac{Working\ Capital}{Total\ Assets}$ ,  $\frac{Current\ Assets}{Current\ Liabilities}$ , Período de Crédito Nulo<sup>4</sup>.

Assim, com a excepção do rácio  $\frac{Total\ Debt}{Total\ Assets}$ , é de esperar que as empresas não falidas apresentem em média valores superiores aos das empresas falidas, tal como demonstrado na tabela seguinte.

**Tabela 1** – Previsão dos valores médios das empresas falidas e não falidas

| Rátios                         | Previsão           |
|--------------------------------|--------------------|
| Cash Flow to Total Debt        | Nonfailed > Failed |
| Net Income to Total Assets     | Nonfailed > Failed |
| Total Debt to Total Assets     | Failed > Nonfailed |
| Working-Capital to total Asset | Nonfailed > Failed |
| Current Ratio                  | Nonfailed > Failed |
| No-credit Interval             | Nonfailed > Failed |

**Fonte:** Beaver, 1966, p. 81

<sup>3</sup> Dos 30 rácios inicialmente escolhidos, foram seleccionados 6 rácios. A escolha dos 30 rácios foi feita de acordo com os seguintes critérios:

- Popularidade dos rácios, ou seja, frequência com que foram usados em literatura anterior
- Boa performance em estudos anteriores
- Rátios que tivessem implícito o conceito de *Cash-Flow*

<sup>4</sup> Dada por Activos Correntes Defensivos – Passivos Correntes = 0

A evidência empírica parece demonstrar que as empresas falidas não só têm menor *cash-flow* que as empresas não falidas, como têm um reservatório de activos líquidos mais pequeno. Acrescentar, para além das empresas falidas terem menor capacidade para cumprir as suas obrigações, são tendencialmente as que incorrem em valores mais avultados de dívida. As diferenças entre empresas falidas e não falidas são então bastante significativas para os rácios escolhidos nos 5 anos anteriores à falência, sendo que esta diferença aumenta à medida que o ano de falência se aproxima.

Beaver (1966) refere que a análise de rácios permite constatar a existência de diferenças entre os dois tipos de empresas. Contudo não permite medir a amplitude dessa diferença. Uma vez que esta metodologia parte da média dos valores dos rácios das empresas, não se conhecendo a dispersão dos valores relativamente a este ponto, pode questionar-se sobre a capacidade destes rácios em prever efectivamente a falência das empresas. Por outro lado, facilmente se consegue desta forma construir um teste de classificação dicotómica que permita classificar novas observações num dos grupos de empresas: empresas falidas ou não-falidas.

Tomando em consideração a informação financeira dos 5 anos anteriores à falência das empresas para o período que decorreu entre 1954 e 1964, Beaver começou por relativizar todos os indicadores pelo volume de activos, tornando a informação comparável, aos pares.

Depois de recolhida a informação de cada empresa para os seis rácios em questão, Beaver (1966) começou por ordenar a informação dos dois conjuntos de empresas, por rácio e por ordem crescente de valor. Depois de ordenados, os dados foram analisados para se obter o ponto crítico – *cut-off point* – definido com base na experiência passada do autor, que permita minimizar as predições incorrectas. Assim, se uma empresa apresentasse um valor abaixo do

*cut-off* definido para esse rácio (ex:  $\frac{Total\ Debt}{Total\ Assets}$ ), então seria classificada como não falida, se

estivesse acima desse ponto, seria classificada como falida. Para os restantes rácios, as conclusões seriam obviamente inversas.

Depois de classificadas todas as empresas, foram comparados os resultados obtidos pela aplicação metodológica com a situação real de solvência das mesmas, apurando-se a percentagem de erro do modelo testado. Quanto menor o erro, maior a capacidade de previsão do modelo.

O autor chegou à conclusão que o rácio  $\frac{Cash\ Flow}{Total\ Debt}$  demonstrava maior capacidade de

previsão. Este rácio mostrou-se capaz de classificar correctamente 87% das empresas um ano antes da falência e 78% cinco anos antes da falência. Estas percentagens induzem taxas de erro baixas, tendo em consideração que se trata de um modelo de previsão aleatório em que o erro esperado é de 50%. Seguidamente destacou-se o rácio  $\frac{Net\ Income}{Total\ Assets}$  como o segundo melhor

previsor da falência, algo que não é de admirar sendo este o rácio que apresenta maior correlação com o rácio  $\frac{Cash\ Flow}{Total\ Debt}$ . O  $\frac{Total\ Debt}{Total\ Assets}$  é o 3º rácio, seguido pelos outros rácios

de liquidez. O *Current Ratio*  $\left( \frac{Current\ Assets}{Current\ Liabilities} \right)$  apresentou uma percentagem de erro de

20% e 45% para 1 anos e 5 anos antes da falência, respectivamente.

Na classificação das observações em dois grupos, podem ocorrer dois tipos de erros de previsão:

- Erro do tipo I: quando o modelo classifica uma empresa falida como não falida
- Erro do Tipo II: quando o modelo classifica uma empresa não falida como falida

Por norma, os Erros do Tipo I são mais gravosos que os Erros do Tipo II na medida em que podem provocar consequências mais onerosas.

Pressupondo que um investidor inconsciente e sem qualquer tipo de conhecimento prévio se baseia única e exclusivamente no modelo descrito para decidir quais as empresas que fazem parte do seu *portfolio* de investimentos, não investir numa empresa não falida por se achar que está falida resulta numa perda dos ganhos que o contrário, o investimento, poderia gerar. Pelo contrário, ao investir numa empresa que está falida achando-se que não está, e pressupondo-se que o investidor mantém o investimento em carteira durante um período de tempo, os custos desse investimento “erróneo” concretizam-se na perda (máxima) dos recursos investidos. O segundo cenário descreve claramente uma situação mais desfavorável para o investidor, daí que se pretenda sempre minimizar o Erro do Tipo I.

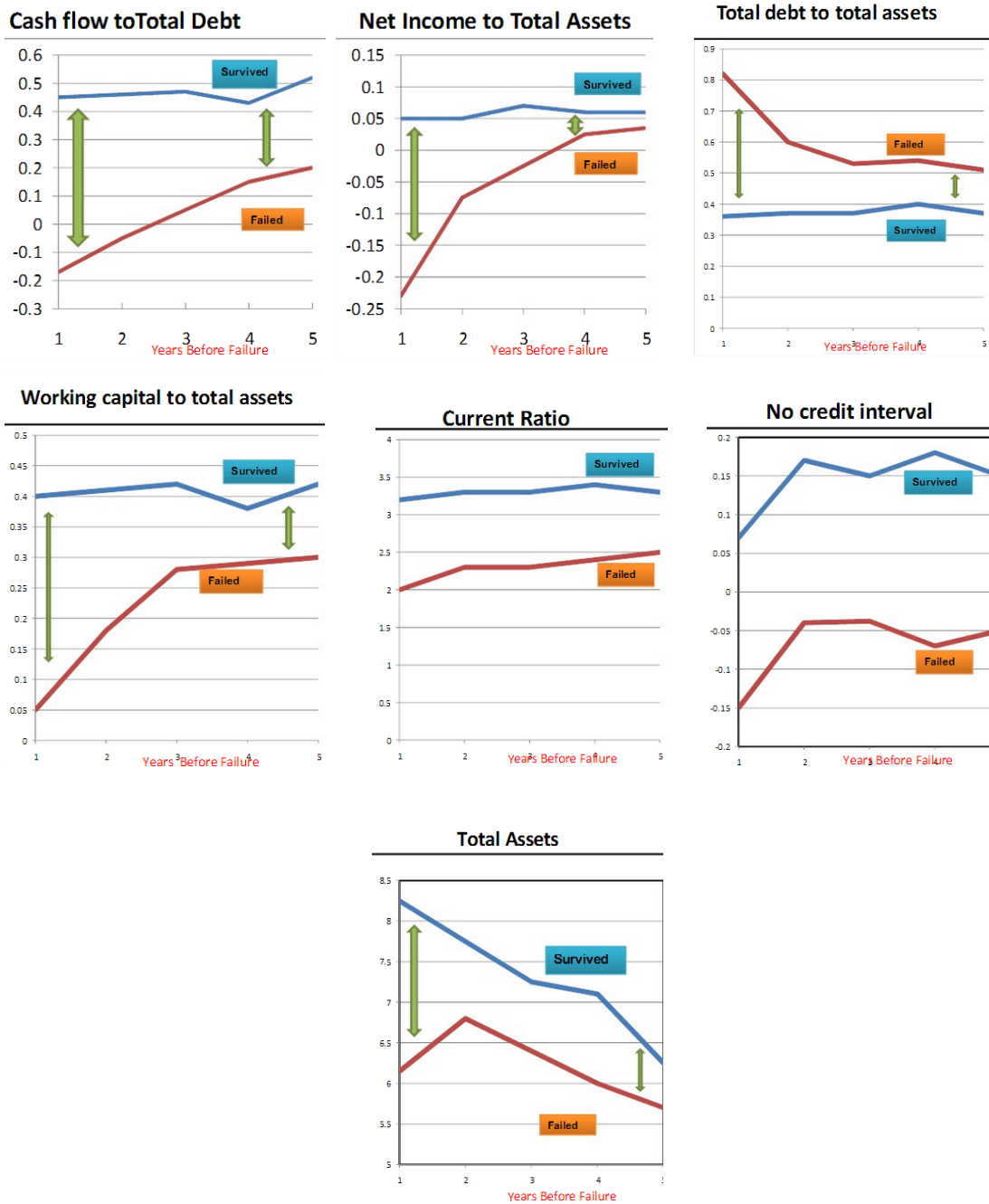
Tal como referido anteriormente, o modelo de Beaver (1966) foi influenciado por trabalhos iniciais de Fitz Patrick (1932), Winakor e Smith (1935) Merwin (1942) e Tamari (1966).

Patrick (1932), baseando-se em 19 pares de empresas (falidas e não-falidas), concluiu que existem diferenças significativas entre os rácios dos dois tipos de empresa, pelo menos três anos antes da falência das empresas falidas.

Winakor e Smith (1935) publicaram um estudo que envolveu a análise dos valores médios de 21 rácios de 183 empresas falidas entre 1923 e 1931, para o período de 10 anos que antecederam a falência dessas empresas. Após feito um tratamento de dados (de padronização de toda a informação contabilística recolhida), os autores constataram uma deterioração significativa dos valores médios dos rácios assim que a falência se aproximava, quando comparado com o índice obtido pelos valores médios de metade das observações da amostra. O rácio que mais se destacou nesta comparação foi o 
$$\frac{(Current\ Assets - Current\ Liabilities)}{Total\ Debt}$$
.

Merwin (1942) comparou a média dos rácios das empresas saudáveis, com a média das empresas com actividade descontinuada no período entre 1926 e 1936, para os 6 anos que antecederam a falência. Esta diferença também aumentava à medida que se aproximava o ano de falência, tal como haviam concluído os autores que lhe antecederam (descritos sucintamente acima) e tal como mostram as imagens seguintes.

## Ilustração 1 – Análise de Perfis, comparação de valores médios



Fonte: Scribd.com, retirado de Beaver (1966)

Tamari (1966) desenvolveu um modelo composto em que os rácios de cada empresa são ponderados por um determinado peso. O rácio que apresenta o maior peso, tendo por isso uma



importância mais significativa na previsão foi:  $\frac{Capital\ Emitido + Reservas}{Total\ Debt}$ . A relevância

deste rácio resulta sobretudo da evolução negativa do rácio perante a aproximação ao ano de falência, altura em que o capital próprio deixa de ser suficiente para garantir a sustentabilidade financeira da empresa.

As limitações do modelo de Beaver (1966) resultam essencialmente da impossibilidade das conclusões obtidas poderem ser inferidas indiscriminadamente a outras empresas, mas antes e apenas àquelas que pertencem à mesma população das empresas incluídas amostra, ie para as mesmas indústrias, volume de activos e anos fiscais. A acrescentar, não se podem tirar conclusões apenas sobre uma empresa, mas apenas sobre um par de empresas. Uma vez que a diferença de rácios envolve a comparação de duas empresas, então as conclusões obtidas por este tipo de análise não podem ser inferidas a uma só observação, mas antes a pares de observações (que sejam da mesma industria e que tenham os mesmos activos).

Mais importante, por ignorar o carácter multivariado da informação financeira de uma empresa, este estudo não proporciona segundo Altman (1968) e Stickney (1996) uma verdadeira medida de risco. Ainda assim há que reconhecer a importância e implicações dos estudos univariados nos modelos desenvolvidos posteriormente, uma vez que foram responsáveis pela criação das bases dos modelos multivariados.

Beaver (1966) indica, a título de conclusão, que existe a possibilidade de se considerarem múltiplos rácios simultaneamente e que nesse caso o modelo poderá ter superior capacidade de previsão. Desenvolveram-se mais alguns estudos Univariados depois de Beaver como Pinches et al (1975) e Chen et al (1981).

#### Vantagens e limitações dos modelos univariados

Estes modelos são de rápida e fácil aplicação pelo facto de utilizarem variáveis isoladas. Por outro lado, devolvem resultados mais intuitivos que os modelos que entram em consideração com as correlações entre variáveis explicativas (modelos multivariados).

Devido à metodologia intrínseca ao modelo, há o risco de as empresas serem classificadas como falidas por determinados rácios financeiros e não falidas por outros. Esta situação é um

impedimento à classificação das observações, sendo apenas ultrapassável pela atribuição de uma hierarquia aos rácios financeiros.

Pode-se assim concluir que os modelos univariados servem as necessidades de uma investigação que esteja numa fase inicial. Contudo carecem de consistência científica para servirem estudos de elevado grau de exigência.

### **3.1.2. Os Modelos Multivariados**

Os Modelos Estatísticos Multivariados distinguem-se dos Modelos Univariados por assumirem que a variável dependente é explicada simultaneamente por uma multiplicidade de factores e suas combinações. Desta forma os modelos passam a beneficiar do poder preditivo que certos conjuntos de rácios têm na discriminação de grupos, e passam a contemplar as verdadeiras relações de causa-efeito existentes entre as variáveis explicativas e a variável explicada.

Foi em 1968 que Altman tentou ultrapassar a dificuldade imposta pelos modelos Univariados, propondo através do modelo Z-Score uma extensão aos estudos anteriormente desenvolvidos por autores como Smith e Winakor (1935), Merwin (1942), Hickman (1958) e Beaver (1966).

Surge assim a Análise Multivariada (ou análise discriminante múltipla) aplicada à previsão da falência das empresas. Com a Análise Multivariada é possível fazer depender a característica (qualitativa) que se pretende explicar, das características (qualitativas) explicativas, assumindo a correlação existente entre as últimas. Esta metodologia traz ainda a grande vantagem de poder despistar situações em que existe manipulação das declarações financeiras.

O modelo de Z-score, apesar de datar os anos 60, continua a ser o mais conhecido e conceituado entre os modelos de previsão de falência.

#### **O Modelo de Altman (1968)**

O autor utiliza não mais do que cinco medidas de rentabilidade e de risco para discriminar os dois tipos de empresas definidos *a priori*. Estes cinco rácios quando combinados linearmente sob a forma de uma função deram origem a um modelo de previsão capaz de discriminar

empresas falidas de empresas não falidas. Este indicador provou ser capaz de prever a falência com uma elevada percentagem de êxito nos dois anos anteriores à falência e para diferentes contextos de mercado, sendo por isso comumente utilizado para medir/atestar a saúde financeira de uma empresa. Este modelo permite ainda identificar qual a variável que melhor consegue discriminar os dois grupos uma vez conhecida a matriz de correlações das variáveis seleccionadas.

Altman (1968) começou por escolher um conjunto de 22 rácios que viriam a ser testados para uma amostra composta por 66 empresas manufactureiras: 33 empresas falidas<sup>5</sup> e as restantes em situação dita normal para o período que decorre entre 1946 e 1965, todas com um volume de activos superior a USD 1 milhão. O autor baseou-se somente na informação que constava nas demonstrações financeiras das empresas escolhidas.

Após um tratamento estatístico de dados foi capaz de apurar os cinco rácios que melhor caracterizavam os dois tipos de empresa, ie, para os quais as empresas falidas diferiam significativamente das empresas não falidas. Os rácios eram os seguintes:

$$X1 = \frac{\textit{Working Capital}}{\textit{Total Assets}}$$

Sendo o Fundo de Maneio (*Working Capital*) a diferença entre o Activo Corrente e o Passivo Corrente, então este rácio dá-nos uma perspectiva da capacidade da empresa em dar resposta às suas responsabilidades de curto prazo, tomando em consideração a dimensão da empresa (medida pelo total de activos). Está aqui a ser considerado o perfil de liquidez da empresa pois segundo Altman (1968), uma empresa que esteja consistentemente a experienciar perdas operacionais, terá uma grande diferença entre os Activos Correntes (que serão em principio cada vez menores por serem absorvidos pelas perdas), em relação ao total de Activos. A inclusão deste rácio no modelo de previsão de Altman (1968) é consistente com o estudo de Merwin (1942), uma vez que o referido autor indicou este rácio como sendo o melhor explicativo para a diferenciação das empresas.

$$X2 = \frac{\textit{Retained Capital}}{\textit{Total Assets}}$$

---

<sup>5</sup> Empresas que requereram o *Chapter XI* de acordo com a Lei de Falência dos EUA.

Este rácio permite apurar que percentagem de activos é financiada por cash gerado internamente e retido pela empresa, ie, pelos Resultados Retidos (*Retained Capital*). O *Free Cash Flow to the Equity* (FFCE) ie, o cash que resulta da actividade operacional, depois de pagos todos os encargos com terceiros, poderá ser utilizado para pagar dividendos ou para reinvestir na empresa. Obviamente que quanto maior a capacidade da empresa se auto-financiar, melhor (mais elevado é o rácio). Esta medida dá-nos também sensibilidade quanto à disciplina financeira da empresa e por último entra em consideração com a idade da empresa na medida em que uma empresa mais nova terá tido menos tempo para acumular resultados. Nesta perspectiva, de acordo com Altman (1968) este rácio poderá classificar desfavoravelmente as empresas mais novas uma vez que estas estão mais próximas se serem erradamente classificadas no grupo das empresas falidas, assumindo tudo o resto constante.

$$X3 = \frac{EBIT}{Total\ Assets}$$

Uma vez que o EBIT é uma medida directa da capacidade operacional do negócio de uma empresa, quando analisada em relação ao Activo Total (*Total Assets*) permite-nos ver até que ponto a actividade *core* da empresa é sustentável. Na medida em que atesta a capacidade da empresa financiar os activos que sustentam toda a produção e geração de negócio, esta é, segundo Altman (1968) perfeitamente adequada a estudos que pretendem prever a falência das empresas.

$$X4 = \frac{Market\ Value\ of\ Equity}{Book\ Value\ of\ Total\ Debt}$$

O Valor de Mercado dos Capitais Próprios (*Market Value of Equity*) não é mais do que a Capitalização Bolsista, ie, o número total de acções emitidas pela empresa (preferenciais e ordinárias), multiplicado pelo respectivo valor de cada acção. Já o Valor contabilístico do Passivo (*Book Value of Total Debt*) não é mais do que o somatório dos nominais da dívida de curto, médio e longo prazo, tal como designados no balanço da empresa. Assumindo que o valor de mercado dos Capitais Próprios reflecte o correcto valor da empresa, e sendo esta a diferença entre o Activo Total e o Passivo Total, este rácio dá-nos a indicação de quanto os Activos podem diminuir em valor, antes que as dívidas excedam o valor dos Activos. Tal como Altman (1968) explica no seu exemplo, se uma empresa tem um *Market Value of Equity* de USD 1.000,00 e uma dívida contabilística de USD 500 então, os activos (que valem USD 1.500,00),

não podem cair mais de 1/3 do valor, ie não podem valer menos que os Passivos. Perante quedas superiores, o rácio será inferior à unidade indicando que a empresa está cada vez mais próxima da insolvência.

No caso de empresas não cotadas o Valor de Mercado dos Capitais Próprios é substituído pelo Valor Contabilístico dos Capitais Próprios, apesar do carácter conservador desta variável.

$$X5 = \frac{Sales}{Total Assets}$$

Este rácio mede quantas vezes os Activos (*Total Assets*) conseguem gerar o seu valor (medido pelas Vendas). Segundo Altman (1968) esta medida atesta a capacidade da gestão em lidar com condições competitivas de mercado. Num ambiente deprimido da economia, em que as receitas tipicamente caem em resultado da menor procura, uma empresa que consiga manter este rácio superior à unidade revela boa capacidade operacional e um forte poder negocial ao conseguir manter as receitas em níveis sustentáveis.

A selecção dos rácios foi obtida pela aplicação da Análise Discriminante e pelo teste ao Factor F – Teste Univariado. Este teste relativiza a diferença obtida entre o valor médio dos rácios para cada grupo em relação à variabilidade dos valores desses rácios para cada grupo. O resultado obtido apresenta-se na tabela abaixo:

**Tabela 2** – Resultado do Teste de Significância (empresas cotadas)

| Variável | Média do Grupo I<br>(Empresas falidas) | Média do Grupo II<br>(Empresas não falidas) | Factor F<br>Teste Univariado |
|----------|--|---|------------------------------|
| X1       | -0.061                                 | 0.414                                       | 32.60                        |
| X2       | -0.626                                 | 0.353                                       | 58.86                        |
| X3       | -0.318                                 | 0.153                                       | 26.56                        |
| X4       | 0.401                                  | 2.477                                       | 33.26                        |
| X5       | 1.503                                  | 1.939                                       | 2.84                         |

**Fonte:** Altman (1968), p. 596

Constata-se que a variável com maior significância estatística, ie, a que melhor discrimina os activos, é a variável X2 (*Retained Earnings*) com um F de 58.86. Isto acontece pelo facto de este rácio ser a variável com maior amplitude média entre as empresas falidas e não falidas.

Curiosamente, se atentarmos o rácio  $\frac{Sales}{Total Assets}$  (dado por X5), reparamos que este rácio

apresenta um nível de significância (medido pelo F-Test), bastante inferior à das outras variáveis (que são todas estatisticamente significativas para um nível de significância de 0.01). Isto acontece pelo facto da variável Vendas / Activo Total ser um indicador que *per si* não diz muito sobre a situação financeira da empresa e por isso a média das empresas falidas e não falidas não é muito distinto. Contudo, este foi incluído na função de Altman (1968) devido à correlação que este rácio tem com as outras quatro variáveis, esta acaba por não ser a variável que menos contribui para a capacidade discriminativa do modelo.

Uma forma de descobrir qual o perfil mais eficaz na discriminação das empresas é então determinar a contribuição relativa de cada variável em relação à capacidade total de discriminação oferecida pela função, e a interacção entre ambas. A estatística relevante é observada num vector que é obtido multiplicando elementos que correspondem às diagonais das matrizes de variância e covariância. Mas, uma vez que as variáveis estão muitas vezes expressas em unidades diferentes, a mera observação dos coeficientes discriminantes pode conduzir a conclusões enviesadas.

Os coeficientes ajustados que se mostram na Tabela 3 permitem avaliar o contributo explicativo relativo de cada variável.

**Tabela 3** – Contributo Relativo das Variáveis

| Variável | Scaled Vector | Ranking |
|----------|---------------|---------|
| X1       | 3.29          | 5       |
| X2       | 6.04          | 4       |
| X3       | 9.89          | 1       |
| X4       | 7.42          | 3       |
| X5       | 8.41          | 2       |

**Fonte:** Altman (1968), p. 597

Altman (1968) chega então à conclusão que as variáveis que mais contribuem para a capacidade de discriminação da função são as variáveis X3, X5 e X4, respectivamente. No caso de X3 e X4, os resultados não são surpreendentes uma vez que empresas falidas têm Resultados (*Earnings*) muito próximos de zero e um *Market-Value* deprimido em resultado das expectativas negativas dos investidores que fazem baixar o preço da acção. Contudo, no caso de X5 o resultado é surpreendente. Recorde-se que este rácio não tinha significância estatística relevante no Teste Univariado. No entanto, devido à correlação muito negativa entre X3 e X5 (de -0.78), X5 passa igualmente a ser uma das variáveis que melhor descreve as empresas na falência das empresas não falidas.

Também Cooley e Lohnes (1962) apontavam para a utilidade da correlação negativa das variáveis na aferição de variáveis estatisticamente significativas. Neste caso, a lógica por trás da correlação negativa prende-se com a deterioração do valor dos activos da empresa à medida que estas se aproximam a uma situação de falência.

Um outro exemplo dado no estudo de Altman (1968) tem a ver com a avaliação do rácio *Net Sales* (semelhante ao anteriormente apresentado X5). Se este rácio for elevado para uma *Net Worth*

dada empresa, quase que intuitivamente se conclui que esta empresa tem um risco de crédito baixo na medida em que tem a capacidade de gerar receitas muito superiores ao capital investido na empresa. Contudo, uma empresa que tenha vendas bastante abaixo da média e que tenha sofrido uma forte quebra no capital em consequência de perdas operacionais acumuladas, terá igualmente um rácio positivo. Se este tipo de situações não for despistada, poderão os modelos induzir os seus utilizadores em erro. Rácios que incluam o Valor Líquido (*Net Worth*) de determinadas rubricas, não devem, segundo Altman (1968), ser incluídos nos modelos de previsão devido à possibilidade de interpretações erradas.

Relativamente ao erro desta análise obtiveram-se as seguintes percentagens para um e dois anos antes da falência:

**Tabela 4** – Erros Tipo I e II, um ano antes da falência

|           |            | Previsão |            |
|-----------|------------|----------|------------|
|           |            | Falida   | Não-Falida |
| Realidade | Falida     | -        | 6%         |
|           | Não-Falida | 3%       | -          |

**Tabela 5** – Erros Tipo I e II, dois anos antes da falência

|           |            | Previsão |            |
|-----------|------------|----------|------------|
|           |            | Falida   | Não-Falida |
| Realidade | Falida     | -        | 28%        |
|           | Não-Falida | 6%       | -          |

**Fonte:** Altman (1968)

Contabilizou-se um Erro Tipo I de 6% e 28% respectivamente, o que significa que para estes casos o modelo classificou como não falidas 6% e 28% das empresas falidas da amostra, um e dois anos antes da falência, respectivamente. Por outro lado, contabilizou-se um Erro Tipo II de 3% e 6% respectivamente ou seja, classificou erroneamente como falidas 3% e 6% das empresas não-falidas da amostra, um e dois anos antes da falência, respectivamente.

Este modelo provou ser capaz de prever a falência de empresas um ano antes dela ocorrer com uma precisão de 95%, e com uma precisão de 83% dois anos antes dela ocorrer.

Com a aplicação desta metodologia conseguiu-se obter um indicador sintético, do tipo

$$Z = a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n$$

obtido pela simples combinação linear de rácios financeiros.

A função discriminante obtida por Altman foi a seguinte:

$$Z = 1.2 X_1 + 1.4 X_2 + 3.3 X_3 + 0.6 X_4 + 0.999 X_5$$

Este é um indicador de síntese, e esta é, em princípio, a melhor combinação possível das variáveis independentes que foram escolhidas para desenvolver o modelo.

Por considerar que a probabilidade de erro obtida na classificação das empresas era demasiado alta, Altman (1968) sugeriu a criação de três grupos de classificação, que seguidamente se definem:

- Um primeiro grupo em que a probabilidade de falência é muito alta;



- Um outro, conhecido por “Zona Cinzenta”, que inclui as situações em que há grande incerteza na previsão do risco de falência;
- Um ultimo em que a probabilidade de falência é baixa e por isso a empresa é considerada como estando em “boa forma”.

Sucintamente temos:

| Z-score                    | Probabilidade de Falência |
|----------------------------|---------------------------|
| $\leq 1,81$                | Elevada                   |
| $1,81 < Z.score \leq 2,99$ | Zona Cinzenta             |
| $> 2,99$                   | Baixa                     |

**Fonte:** Altman (1968)

Sumariamente temos que uma deterioração do Z-score sinaliza uma diminuição da qualidade creditícia da empresa, concluindo-se que esta estará a atravessar maiores dificuldades. Por outro lado, quanto maior o score, melhor estará em principio a saúde financeira da empresa. Em todo o caso não deve este instrumento ser utilizado de forma isolada mas antes como complemento a outros instrumentos de avaliação. Será boa ideia acompanhar a evolução do indicador ao longo do tempo para a(s) empresa(s) a avaliar.

Este modelo, no seu formato inicial, apresentava um problema de aplicação que se relacionava com a dificuldade de se apurar o valor de mercado dos capitais próprios para o caso das empresas não cotadas. Assim em 1983 Altman propõe um novo modelo por em que é utilizado o valor dos capitais próprios em vez do valor de mercado no rácio X4, permitindo assim estimar o *scoring* para empresas industriais não cotadas.

**Tabela 6 – Resultado do Teste de Significância (empresas não cotadas)**

| Variável | Média do Grupo I<br>(Empresas falidas) | Média do Grupo II<br>(Empresas não falidas) | Factor F<br>Teste Univariado |
|----------|--|---|------------------------------|
| $X_1$    | -0.061                                 | 0.414                                       | 32.60                        |
| $X_2$    | -0.626                                 | 0.353                                       | 58.86                        |
| $X_3$    | -0.318                                 | 0.153                                       | 26.56                        |
| $X_4$    | 0.494                                  | 2.684                                       | 25.81                        |
| $X_5$    | 1.503                                  | 1.939                                       | 2.84                         |

**Fonte:** Altman (1983)

A nova função discriminante estimada pelo autor descrevia-se:

$$Z = 0,717X_1 + 0,717X_2 + 3,107X_3 + 0,42X_4 + 0,998X_5$$

Constatou-se que a variável que melhor explica a falência das empresas (a Rendibilidade do Activo: Resultados Retidos) é igual nos dois estudos.

*Activo Total*

Os grupos de classificação são agora ligeiramente diferentes:

| Z-score                    | Probabilidade de Falência |
|----------------------------|---------------------------|
| $\leq 1,23$                | Elevada                   |
| $1,23 < Z.score \leq 2,99$ | Zona Cinzenta             |
| $> 2,99$                   | Baixa                     |

**Fonte:** Altman (1983)

O trabalho inicial de Altman foi ainda adaptado e actualizado por múltiplos trabalhos posteriores, como Deakin (1972), Blum (1974), Edmister (1972) e Taffler (1984), entre outros, citados por Bellovary et al. (2007).

Para além deste dois modelos inicialmente desenvolvidos (aplicado a empresas manufactureiras cotadas e a empresas manufactureiras não cotadas), Altman desenvolveu ainda um terceiro (em

1993) para empresas não-manufactureiras, no qual abandonou o rácio X5 por acreditar que este variava significativamente de indústria para indústria. Desta forma obteve um modelo de “aplicação geral” às diversas indústrias. A nova função Z (função discriminante) era dada por:

$$Z = 6.56X_1 + 3.26X_2 + 6.72X_3 + 1.05X_4$$

Os *cut-off points* passaram a ser os seguintes:

| Z-score                    | Probabilidade de Falência |
|----------------------------|---------------------------|
| $\leq 1,10$                | Elevada                   |
| $1,10 < Z.score \leq 2,99$ | Zona Cinzenta             |
| $> 2,60$                   | Baixa                     |

Por último, uma quarta revisão foi feita pelo autor em 1977, onde desenvolveu um modelo de análise discriminante desta vez aplicado às instituições bancárias norte-americanas. Para isso subdividiu a sua amostra em 3 grupos de análise distintos: a) *Serious Problem Associations*, b) *Temporary Problem Association*, c) *No Problem Association*. Com base em 212 observações e para um período de análise que variou entre 1966 e 1973, foram seleccionados 7 rácios (entre 32 iniciais) como sendo aqueles com superior capacidade de previsão:  $\frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Resultado Bruto}}$ ,

$$\frac{\text{Situação Líquida}}{\text{Activo Total}}, \frac{\text{Activos Hipotecários}}{\text{Activo Total}}, \frac{\text{Ganhos Extraordinários}}{\text{Activo Total}}, \frac{\text{Passivo Total}}{\text{Depósitos}},$$

$$\frac{\text{Dívida}}{\text{Depósitos}}, \frac{\text{Financiamento de Bancos Centrais}}{\text{Situação Líquida}}$$

No mesmo ano Altman desenvolveu, em parceria com a empresa Zeta Services, um modelo aplicado às indústrias de produção e retalho. Utilizando uma amostra combinada de 113 fabricantes e retalhistas e socorrendo-se de sete variáveis explicativas, conseguiu chegar a uma função com poder preditivo mais apurado na previsão da falência das empresa 2 a 5 anos antes desta ocorrer. Para o primeiro ano, a capacidade preditiva deste modelo era igual ao modelo Z-score no seu formato inicial. Os coeficientes do modelo não são publicamente conhecidos, no

entanto conhecem-se as variáveis explicativas:  $\frac{EBIT}{Total Assets}$ , Desvio-padrão da variável

$$\frac{EBIT}{Total Assets}, \frac{EBIT}{Interest Paid}, \frac{Retained Earnings}{Total Assets}, \frac{Current Assets}{Current Liabilities},$$

$$\frac{Common Equity}{Total Capital} \text{ e } \frac{Total Assets}{Total Capital}$$

Podemos resumir da seguinte forma as vantagens e as desvantagens do Z-score.

Vantagens do Z-score:

- Proporciona uma boa e rápida análise da situação financeira das empresas
- É uma boa ferramenta para analisar a estabilidade financeira ao longo do tempo
- Uma vez que combina rácios financeiros, torna menos provável o enviesamento causado por uma manipulação das declarações financeiras da empresa que se pretende avaliar.

Desvantagens de Z-score:

- O modelo original não pode ser aplicado em todas as situações. Para empresas não cotadas, não industriais e pequenas empresas é necessário fazer ajustamentos ao modelo. Mesmo o modelo aplicado às não-manufactureiras, que é mais abrangente, não entra em consideração com as especificidades das indústrias, o que por si só se revela pouco adaptado à avaliação das empresas.
- A amostra não considera empresas cuja falência seja provocada por factores que não estejam reflectidos nas respectivas demonstrações financeiras, como por exemplo interrupções repentinas da actividade por motivos alheios à empresa.
- Os rácios escolhidos por Altman não assentam em nenhuma teoria mas antes na eficiência estatística do modelo.
- Apesar de permitir despistar certas situações de manipulação de rácios financeiros, não é completamente imune à sua prática.

- Para aquelas empresas que apresentam resultados próximos de zero (empresas que estão numa fase de expansão por exemplo), este modelo não lhes é útil pelo facto de os rácios X2 e X3 virem “indefinidos”.
- O resultado da aplicação do modelo pode alterar-se significativamente quando ocorrem eventos *one-offs* e cujo efeito não é descontado na informação financeira considerada.

É necessário não esquecer que o modelo Z-score não determina o exacto momento em que a empresa vai efectivamente à falência. O que faz é identificar com alguma precisão se a empresa está numa situação de *stress* financeiro.

Apesar deste modelo ser ainda hoje um dos instrumentos mais utilizados na previsão da falência das empresas, alguns autores argumentam que o modelo Altman tem uma falha fundamental. Este assume que as variáveis seguem uma distribuição normal e que a população da amostra tem matrizes de variância e co-variância iguais. Contudo, *“If all variables are not normally distributed, the methods employed may result in selection of an inappropriate set of predictors”* (Sheppard, 1994, p. 10).

Ohlson (1980), reconhecendo a existência deste problema, desenvolve um modelo que utiliza a Análise Logística na previsão da falência das empresas, abandonando assim o pressuposto da normalidade das variáveis. Através deste método não linear, o autor conseguiu definir as relações entre as variáveis pela aplicação dos princípios da probabilidade condicional. Apesar dos resultados obtidos não terem sido brilhantes (as percentagens de erro para um e dois anos antes da falência foram, em ambos os casos superiores ao modelo original de Altman (1968) e suas sucessivas extensões), a sua metodologia foi seguida por autores posteriores como Zavregren (1985), Lau (1987), Keasey e McGuinness (1990) e Tennyson et al (1990), citados por Bellovary et al. (2007).

Zavregren (1985, p. 10) citado por Sheppard (1994) argumenta que *“(...) logit is less affected by data set which are not normally distributed”*. Lo (1986, p. 13) também afirma que *“for purposes of parameter estimation, logit has been shown to be more robust than DA [Discriminant Analysis]”*.

### 3.1.3. Os Modelos Multivariados de Probabilidade Condicionada

Os modelos Multivariados de Probabilidade condicionada tiveram a sua primeira aparição no final dos anos 70. Ohlson refere os artigos de White e Turnbull (1975) e Santomero e Vinso (1977), como sendo os primeiros contribuidores para o desenvolvimento desta nova abordagem. Contudo, só depois dos anos 80 é que estes se mostraram suficientemente desenvolvidos para ultrapassar a utilidade oferecida pelos modelos baseados na Análise Discriminante Múltipla. A metodologia utilizada é diferente, contudo o objectivo permanece inalterado: o de maximizar o poder preditivo dos modelos criados para a previsão da falência das empresas.

Há todo um conjunto de técnicas estatísticas e econométricas (onde se inclui a Análise Discriminante) que ajudam a estimar/prever uma dada variável dependente (a variável explicada) a partir de um conjunto de variáveis independentes (as variáveis explicativas). Contudo, a escolha da metodologia a utilizar na previsão não deve ignorar a natureza das variáveis que se pretendem estimar. Há certos requisitos estatísticos, impostos pelas propriedades da distribuição das variáveis, que devem ser respeitados.

No caso da variável dependente ser dicotómica (ou seja para a qual existem dois resultados possíveis), o resultado da estimação é qualitativo uma vez que as observações vão ser classificadas entre “estar no grupo X” ou “estar no grupo não-X”. Neste caso, uma vez que a variável dependente não é quantitativa, não faz sentido utilizar uma Regressão Linear pois o resultado obtido não pode ser lido sob a forma de uma probabilidade. Ohlson (1980) alerta para este facto dizendo que o output devolvido por um modelo MDA (Análise Discriminante Multivariada) tem uma interpretação muito pouco intuitiva pois apenas devolve um valor ordinal que não pode ser comparado ou convertido numa exacta medida de avaliação (ponto já referido no computo das desvantagens dos modelos Multivariados). De notar que segundo Zavgren (1985), a Análise Discriminante também pode gerar uma probabilidade. Contudo, isso envolve a avaliação subjectiva das probabilidades associadas a cada nível particular de *scoring*, sendo por isso mais um *input* de subjectividade.

Por outro lado, nos modelos baseados na Análise Multivariada é assumida a normalidade da distribuição das variáveis<sup>6</sup>, algo que não é certo quando se trabalha com rácios financeiros. Segundo Eisenbeis (1977), “*deviations from the normality assumption, (...), appear more likely to be the rule rather than the exception*”.

---

<sup>6</sup> Implica por exemplo que as matrizes de variância e co-variância sejam iguais.

Assim, sendo falso este pressuposto, violam-se desde logo as suposições exigidas para a aplicação de uma análise de regressão múltipla (utilizada nos modelos de Análise Discriminante). A violação desta condição é muitas vezes menosprezado, o que não seria tão grave no caso de se pretender construir um mero instrumento discriminatório. Contudo, segundo Ohlson (1980) esta violação limita desde logo o âmbito da investigação uma vez que afecta directamente o resultado dos testes de significância para as diferenças entre grupos e a adequação das regras de classificação. Assim, apesar da Análise Discriminante permitir uma previsão imediata do grupo a que a variável testada pertence, para que a regra de previsão seja óptima, é necessário supor a normalidade multivariada das variáveis independentes uma vez que os rácios financeiros raramente seguem uma distribuição normal. Assume-se por isso a heterogeneidade das matrizes de variância e co-variância e abandona-se a normalidade da distribuição dos erros.

Para terminar, há certos problemas relacionados com a utilização de amostras aos pares, sobretudo no que concerne à exactidão do *matching*. Ohlson (1980) defende que os critérios utilizados nessa selecção (como volume de activos e a industria) são escolhidos arbitrariamente, sem qualquer fundamentação teórica e por isso são validos como qualquer outro critério.

É com base nestes argumentos que Ohlson (1980) desenvolve o seu modelo Logit. “*The econometric methodology of conditional logit analysis was chosen to avoid some fairly well known problems associated with Multivariate Discriminant Analysis*” (Ohlson, 1980, p.111).

Muitos dos estudos desenvolvidos depois de 1980 utilizaram a análise Logit para relaxar os constrangimentos da Análise Discriminante. Alguns dos problemas dos modelos de Análise Discriminante Múltipla destacados por Ohlson são também discutidos por Eisenbeis (1977) e Joy e Tollefson (1975).

## **O Método Logit**

Ohlson (1980) utilizou dados de 150 empresas falidas e 2058 empresas não falidas, industriais, norte-americanas, para o período que decorre de 1970 e 1976. Foram excluídas empresas

pequenas, empresas não cotadas<sup>7</sup>, empresas do sector das *Utilities*, companhias de transporte e empresas prestadoras de serviços financeiros (as ultimas por se achar que têm uma estrutura operacional bastante diferente e um diferente ambiente regulatório). Não utilizou para o efeito dados de mercado, apenas contabilísticos.

Este chegou a duas conclusões essenciais: 1) É importante definir o momento exacto de falência das empresas e utilizar a informação contabilística desse momento para construir os modelos de previsão. As Demonstrações Financeiras que são posteriormente publicadas no final do ano nem sempre acrescentam valor informativo por incluir muitos eventos *one-off*. “(...) *If one employs predictors derived from statements which were released after the date of bankruptcy, then the evidence indicates that it will be easier to “predict” bankruptcy*” (Ohlson, 1980). “*Previous studies have not mentioned this problem, at least not explicitly*” (Ohlson, 1980); 2) Existem quatro factores estatisticamente significativos na previsão da probabilidade de *default*<sup>8</sup> das empresas, um e dois anos antes da falência. Eles são:

- O tamanho da empresa, dado pelo logaritmo de  $\frac{\text{Total Assets}}{\text{GNP price – level index}}$
- Uma medida da estrutura financeira da empresa, dada por  $\frac{\text{Total Liabilities}}{\text{Total Assets}}$
- Uma medida da sua *performance* operacional, dada por  $\frac{\text{Net Income}}{\text{Total Assets}}$  ou  $\frac{\text{FFO}}{\text{Total Liabilities}}$
- Uma medida da liquidez da empresa: dado por  $\frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}}$  e/ou  $\frac{\text{Current Liabilities}}{\text{Current Assets}}$

A escolha destas variáveis obedeceu ao critério da simplicidade, não tendo sido objectivo do autor desenvolver rácios mais exóticos. Além das variáveis descritas foram testadas as seguintes regras: 1 se  $\text{Total Liabilities} > \text{Total Assets}$ , se não 0 (zero); 1 se  $\text{Net Income} < 0$  nos

<sup>7</sup> Foram no entanto consideradas empresas cotadas em mercado OTC (Over-the-Counter).

<sup>8</sup> Default é tido pelo autor como a requisição da falência da empresa, seja pelo preenchimento dos formulários do *Chapter X* ou *Chapter XI*, ou qualquer outro meio previsto na lei norte-americana.



últimos dois anos, se não 0 (zero);  $\frac{(NI_t - NI_{t-1})}{(|NI_t| + |NI_{t-1}|)}$ , onde  $NI_t$  é o *Net Income* do período

mais recente.

Este método, cujos resultados parecem ser, segundo Lo (1986), mais robustos que os utilizados nos modelos de regressão linear, é o método mais utilizado quando se pretende estimar variáveis *dummy*, ie, quando se tenta prever se um dado evento vai acontecer ou não. Este devolve uma probabilidade de falência, ie a probabilidade das observações em estudo pertencerem a um dado grupo definido *a priori*, com base no comportamento das respectivas variáveis independentes. Tal como no modelo de Altman, este método pondera cada uma das variáveis independentes e atribui um *score* sob a forma de uma probabilidade de falência, a cada uma das empresas da amostra. Cada um destes coeficientes/ponderadores pode ser interpretado como o efeito que uma variação de uma unidade na variável independente tem na probabilidade da variável dependente. (Zavreg, 1985).

A análise logística utiliza a função de probabilidade acumulada (dada por F(Z)) para prever a falência, podendo esta assumir valores entre 0 e 1. A probabilidade de falência pode ser escrita da seguinte forma:

$$p[y_i = 1] = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-X_i\beta}}$$

sendo Z representado pela relação linear:  $Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$

em que:

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  são os coeficientes de discriminação a estimar (e que reflectem a

relação entre os rácios financeiros e o estado financeiro das empresas)

$X_1, X_2, \dots, X_n$  são variáveis independentes, ou seja, os rácios financeiros

$P$  é a probabilidade de falência

$i$  é o numero de anos observados

Este método socorre-se da conhecida Estimação pelo Método da Máxima Verosimilhança para achar os coeficientes (o vector de  $\beta$ 's) que maximizam o logaritmo natural da função de

verossimilhança. Ao multiplicarmos os coeficientes pelos rácios financeiros obtemos a regressão linear  $Z$ , que aplicada à função logística, permite conhecer a probabilidade de falência  $p$ . Variáveis explicativas com coeficiente negativo aumentam a probabilidade de falência uma vez que reduzem  $e^{-Z}$  para zero (no limite) e a função de probabilidade de falência para 1 (no limite). Esta relação faz sentido na medida em que variáveis explicativas com coeficientes negativos têm uma relação negativa com o estado financeiro da empresa e, por isso têm uma relação positiva com a probabilidade de falência.

Outros métodos usados para estimar modelos com variáveis dicotómicas são o Probit e o Gombit. Também estes utilizam o método de estimação da máxima verossimilhança. As diferenças entre os três modelos decorrem somente do facto das funções de distribuição (agora não lineares mas sim hiperbólicas) terem inclinações diferentes, pelo que a escolha entre cada um depende essencialmente da conveniência matemática. Long (1997) sugere que a diferença entre os resultados obtidos não é tradicionalmente significativa. Os três permitem obter probabilidades estimadas que se situam no intervalo  $[0,1]$ .

## O Método Probit

Este método deriva da distribuição acumulada da função normal e distingue-se dos modelos discriminantes na medida em que através dele, e contrariamente aos segundos, se obtém uma função estandardizada/padronizada em que pode ser aplicado um processo semelhante ao Método Logit. A formula da probabilidade de ruptura financeira é dada por:

$$y^* = \alpha + \sum \beta_i X_i + \varepsilon$$

Onde:  $\beta_i$  são os coeficientes de estimação

$X_i$  são as variáveis independentes

$\varepsilon \sim N(0,1)$

$p$  é a probabilidade de falência

$i$  é o numero de anos observados

A probabilidade de falência é dado neste modelo por:

$$p[y_i = 1] = \Phi(X_i \frac{\beta}{\sigma})$$

Onde:  $\Phi$  é a função distribuição acumulada da distribuição normal padronizada  
 $X_i$  é a matriz de variáveis (com n observações e k atributos)  
 $\beta$  é o vector dos coeficientes estimados

Aqui utiliza-se uma distribuição normal padronizada e como consequência, ao contrário das anteriores, a análise probit exige o uso da média e do desvio-padrão do z-score normalizado, no cálculo da probabilidade de ruptura financeira.

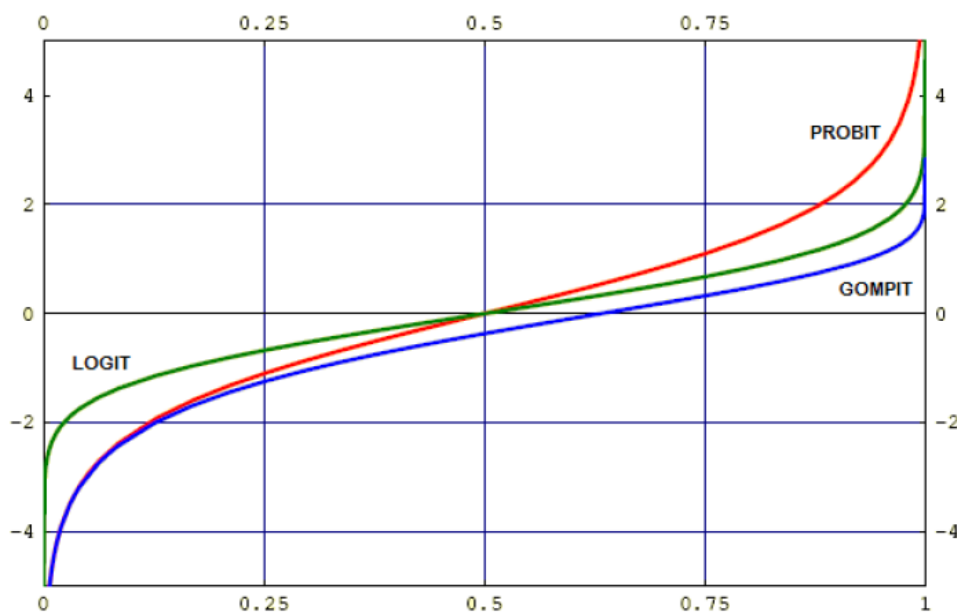
## O Método de Gompit

Enquanto os métodos de logit e probit utilizam uma distribuição logística e normal respectivamente, o método de Gompit utiliza uma distribuição Gompertz (ou Extreme Value). A probabilidade de falência é por isso dada por:

$$p[y_i = 1] = \exp^{-\exp^{-X_i \beta}}$$

Onde:  $X_i$  é a matriz de variáveis (com n observações e k atributos)  
 $\beta$  é o vector dos coeficientes estimados

**Ilustração 2** – Curvas das funções Logit, Probit e Gompit



**Fonte:** repositorio-iul.iscte.pt/

Note-se que à medida que a variável do eixo dos Y's (representativa das variáveis explicativas, ie, rácios financeiros) se afasta de zero, a variável do eixo dos X's (probabilidade de falência) tende para 0 ou 1, sem nunca lhes tocar (neste âmbito não faz sentido falar-se em probabilidades certas). Devido à natureza da curva hiperbólica, a probabilidade mantém-se sempre entre 0 e 1, independentemente do valor que as variáveis independentes (dados por Y) tomam. Este é um dos motivos para que a estimação de variáveis *dummy* obedeça a um modelo logístico pois só desta forma o resultado das previsões pode ser interpretado sob a forma de uma probabilidade.

As três transformações são semelhantes embora o modelo Logit seja mais linear. Este não é simétrico ao de Gompit. Do ponto de vista computacional a transformação mais fácil de aplicar é o método Logit.

A acrescentar, a probabilidade calculada através de cada um dos modelos poderá ser utilizada como uma medida de eficácia da gestão.

### 3.1.4. Outros Contributos

Muitos foram os modelos de previsão de falência desenvolvidos a partir dos trabalhos de Beaver (1966), Altman (1968) e Ohlson (1980 e 1985).

Autores como Deakin (1972), Taffler (1984), Platt & Platt (1990), Gilbert et al. (1990), e Koh et al. (1990), citados por Bellovary et al. (2007), contribuíram, entre outros, para o desenvolvimento aprofundado dos Modelos Estatísticos Multivariados. A generalidade destes trabalhos resultaram na criação de Modelos Discriminantes ou Modelos Logit, aptos a prever a falência da empresa em diferentes contextos e utilizando diferentes rácios financeiros, em todos os casos recorrendo a amostras do tipo *paired-sample*.

De acordo com Sticney (1996), durante os anos 80 e 90 a tendência foi a utilização da Análise Logística em detrimento da Análise Discriminante Múltipla. Mais recentemente a Análise Logística tem sido discutida a par de um instrumento de análise mais avançado, denominado por Redes Neurais (onde se destacam os trabalho de Messier, et al. (1988), Bell, et al. (1990), Tam (1991) e Tam, et al. (1992), Salchenberger (1992), Coats, et al. (1992), Boritz, et al. (1995), entre outros).

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são mecanismos (computacionais) de processamento de informação que, à semelhança do cérebro humano, processam várias informações em simultâneo e em paralelo, conseguindo uma superior iteratividade e cruzamento de dados. Também beneficiam da capacidade de aprender como realizar determinadas tarefas com base no sucesso ou insucesso no desempenho de tarefas passadas. Desta forma são capazes de extrair em tempo útil relações de dados a partir de informação complexa e/ou imprecisa, e com isso detectar padrões e tendências. Este trabalho revela-se bastante complexo para ser desenvolvido por outras técnicas computacionais avançadas.

Do ponto de vista teórico, os modelos baseados nas RNA são mais desejáveis porque fazem menos suposições sobre a normalidade dos dados. Por outro lado, a capacidade do modelo em aprender com a experiência permite a recalibração constante dos parâmetros de previsão, e o seu constante melhoramento e actualização. Esta parece então ser uma boa alternativa aos modelos tradicionais de previsão de falência.

Uma das desvantagens das RNA prende-se com a pouca intuição que pode ser retirada dos pesos atribuídos a cada uma das variáveis do modelo. Outra desvantagem é o risco do modelo apenas ser capaz de memorizar dados e factos em vez de gerar um conjunto de regras de classificação, induzindo enviesamentos na estimação das variáveis.

Altman et al. (1994) concluíram que as redes neuronais têm um desempenho semelhante aos métodos tradicionais de previsão de falência, podendo servir de complemento ao estudo dos últimos.

Vale a pena ainda destacar os trabalhos de Wilcox (1971 e 1976), Santomero, et al. (1977) e Vinso (1979) baseados na Teoria dos Jogos.

Segundo esta abordagem, a probabilidade de falência existe quando o valor líquido de liquidação (VLL) de uma empresa, dado pela diferença entre o valor total dos activos (medidos a preços de liquidação) e o total dos passivos, se torna negativa. Numa aproximação aos conceitos utilizados por Beaver (1966) também aqui Wilcox (1971) utiliza o conceito de reservatório aplicado às empresas dizendo que o VLL é todos os anos abastecido por *cash inflows* e drenado por *cash outflows*, de onde se obtém o cash-flow ajustado.

*Ceteris Paribus*, a probabilidade de falência é tanto maior quanto menor for a situação líquida inicial da empresa (dado por VLL), quanto menor for o *cash-flow* líquido anual da empresa (dado pelo *netting* dos *cash inflows* e dos *cash outflows*), e ainda quanto maior a volatilidade, ie o nível de *cash-flow* ajustado em risco em cada período.

O modelo de Wilcox (1971), baseado na fórmula de Feller (1968), assume que o risco de uma empresa falir consiste numa função que depende de uma série de variáveis (x), as quais podem variar com o tempo. A probabilidade instantânea da ocorrência do acontecimento no tempo t (neste caso a falência), é representada por:

$$\lambda(t / x) = \lambda_0(t) e^{\sum \beta_i x_i}$$

Onde:  $\lambda_0(t)$  é uma função desconhecida que serve de input ao risco instantâneo

$\lambda$  representa as taxas de incidência do individuo

Também Vinso (1979), citado por Brendon Y. e Rodney C. (2010), adotou a Teoria dos Jogos (*Gamble's Ruin Approach*) para a previsão da falência das empresas, tendo desenvolvido um índice capaz de prever o momento no tempo em que a falência de uma empresa tem maior probabilidade de ocorrer. Vinso (1979) deu ênfase à necessidade em tomar em consideração a capacidade de endividamento de uma empresa, citando “(...) *debt capacity, if available (...) must be included as the firm can use this source without being forced to confront shareholders, creditor, a third party or a bankruptcy court. (...) debt holders or other creditor will force reorganization if a firm is unable to meet contractual obligations because working capital is too low and the firm cannot obtain more debt.*”

Segundo Brendon e Rodney (2010) o autor também reconheceu a necessidade de diferenciar custos variáveis e custos fixos, dizendo “*earnings come to (the) firm from revenue(s) (...) less the costs incurred in producing (the revenues). There are two types of costs to be considered: variable, which change according to the stochastic nature of the revenues sources, and fixed costs, which do not vary with revenue but are a function of the period. So, revenue less variable costs (...) can be defined as variable profit, which is available to pay fixed costs.*”

### **3.2. Estudos semelhantes**

No quadro seguinte mostra-se uma compilação (em pequena escala) dos estudos existente sobre a matéria aqui em discussão, nomeadamente ao nível dos indicadores financeiros utilizados, respectivos autores e metodologias utilizadas. Muitos destes foram já citados ao longo do capítulo de revisão da literatura.

**Tabela 7 – Estudos sobre a temática**

| <b>Indicador</b>   | <b>Estudo (autor/ano)</b>             | <b>Metodologia</b>    |
|--|---------------------------------------|-----------------------|
| (Net) Working Capital / Total Assets                     | Smith and Winakor (1935)              |                       |
|  | Merwin (1942)                         |                       |
|  | Jackendoff (1962)                     |                       |
|  | Beaver (1966)                         | Univariate Analysis   |
|  | Altman (1968)                         | Multivariate Analysis |
|  | Deakin (1972)                         | Multivariate Analysis |
| Surplus and Reserves / Total Assets                      | Altman (1968)                         | Multivariate Analysis |
|  | Altman, Haldeman and Narayanan (1977) | Multivariate Analysis |
| Current Assets / Total Assets                            | Smith and Winakor (1935)              |                       |
|  | Deakin (1972)                         |                       |
|  | El Hennawy and Morris (1983)          |                       |
| Cash / Total Assets                                      | Deakin (1972)                         |                       |
| Net Worth / Total Debt                                   | Fitz Patrick (1932)                   |                       |
|  | Merwin (1942)                         |                       |
|  | Jackendoff (1962)                     |                       |
| Net Profit / Net Worth                                   | Fitz Patrick (1932)                   |                       |
| Current Assets / Current Liabilities                     | Merwin (1942)                         |                       |
|  | Jackendoff (1962)                     |                       |
|  | Beaver (1966)                         | Univariate Analysis   |
|  | Deakin (1972)                         | Multivariate Analysis |
|  | Altman, Haldeman and Narayanan (1977) | Multivariate Analysis |
| (Curr. Assets - Inventories) / Curr. Liabilities         | Deakin (1972)                         | Multivariate Analysis |
| Cash & Cash Equivalents / Curr. Liabilities              | Deakin (1972)                         | Multivariate Analysis |
|  | Edminster (1972)                      |                       |
| Net Income / Total Debt ou<br>Cash Flow / Total Debt     | Beaver (1966)                         | Univariate Analysis   |
|  | Blum (1974)                           |                       |
|  | Deakin (1972)                         |                       |
| Net Income / Total Assets ou<br>Cash Flow / Total Assets | Beaver (1966)                         | Univariate Analysis   |
|  | Deakin (1972)                         |                       |
|  | El Hennawy and Morris (1983)          |                       |



|                                     |  |  |
|-------------------------------------|--|--|
| Total Debt / Total Assets           | Beaver (1966)<br>Deakin (1972)                         | Univariate Analysis                            |
| EBIT / Interest Expense             | Altman, Haldeman and Narayanan (1977)                  | Multivariate Analysis                          |
| EBIT/ Total Assets                  | Altman (1968)<br>Altman, Haldeman and Narayanan (1977) | Multivariate Analysis<br>Multivariate Analysis |
| Market Value of Equity / Total Debt | Altman (1968)<br>Altman, Haldeman and Narayanan (1977) | Multivariate Analysis<br>Multivariate Analysis |
| Long Term Debt / Equity             | El Hennawy and Morris (1983)                           |  |
| Short Term Debt / Equity            | Edminster (1972)                                       |  |
| Sales / Total Assets                | Altman (1968)  | Multivariate Analysis                          |

**Fonte:** Elaboração própria

Bellovary, et al. (2007), faz uma compilação do número de vezes que determinados rácios já foram utilizados em 5 ou mais estudos, dos existentes desde 1930 até à data da realização do estudo, tal como demonstrado na seguinte tabela:

**Tabela 8 – Factores Incluídos em Cinco ou Mais Estudos**

| <b>Factor</b>                                     | <b>Number of Studies that Include</b> |
|---|---------------------------------------|
| Net Income / Total Assets                         | 54                                    |
| Current Ratio                                     | 51                                    |
| Working Capital / Total Assets                    | 45                                    |
| Retained Earnings / Total Assets                  | 42                                    |
| Earnings Before Interest and Taxes / Total Assets | 35                                    |
| Sales / Total Assets                              | 32                                    |
| Quick Ratio                                       | 30                                    |
| Total Debt / Total Assets                         | 27                                    |
| Current Assets / Total Assets                     | 26                                    |
| Net Income / Net worth                            | 23                                    |
| Total Liabilities / Total Assets                  | 19                                    |
| Cash / Total Assets                               | 18                                    |
| Market Value of Equity / Book Value of Total Debt | 16                                    |
| Cash Flow From Operations / Total Assets          | 15                                    |
| Cash Flow From Operations / Total liabilities     | 14                                    |

|   |    |
|---|----|
| Curret Liabilities / Total Assets               | 13 |
| Cash Flow From Operations / Total Debt          | 12 |
| Quick Assets / Total Assets                     | 11 |
| Current Assets / Sales                          | 10 |
| Earnings Before Interest and Taxes / Interest   | 10 |
| Inventory / Sales                               | 10 |
| Operating Income / total Assets                 | 10 |
| Cash Flow From Operations / Sales               | 9  |
| Net Income / Sales                              | 9  |
| Long-term Debt / Total Assets                   | 8  |
| Net Worth / Total Assets                        | 8  |
| Total Debt / Net Worth                          | 8  |
| Total Liabilities / Net Worth                   | 8  |
| Cash / Current Liabilities                      | 7  |
| Cash Flow From Operations / Current Liabilities | 7  |
| Working Capital / Sales                         | 7  |
| Capital / Assets                                | 6  |
| Net Sales / Total Assets                        | 6  |
| Net Worth / Total Liabilities                   | 6  |
| No-credit interval                              | 6  |
| Total Assets (log)                              | 6  |
| Cash Flow (using net income) / Debt             | 5  |
| Cash Flow From Operations                       | 5  |
| Operating Expenses / Operating Income           | 5  |
| Quick Assets / Sales                            | 5  |
| Sales / Inventory                               | 5  |
| Working Capital / Net Worth                     | 5  |

**Fonte:** Bellovary, et al. (2007), p. 42

## **4. Estudo Empírico**

### **4.1. Problemática**

Pretende-se com esta dissertação desenvolver um modelo que se revele adequado à identificação antecipada de situações de falência empresarial, aplicada à realidade das PME's não financeiras portuguesas.

Parece ser evidente a necessidade da criação de mecanismos que permitam no dia-a-dia avaliar com rapidez e eficácia a saúde creditícia de uma empresa. Esta informação é de extrema utilidade aos diferentes *stakeholders* da empresa, mas também aos demais potenciais investidores, pois (1) permite uma avaliação rápida (mas não suficiente) do risco de investimento nessa entidade, e (2) permite a sua comparação à situação financeira de outras entidades da indústria.

As Demonstrações Financeiras das empresas surgem para este efeito como a melhor fonte de informação. A sua utilização sob a forma de rácios apresenta algumas limitações, que são parcialmente mitigadas pela utilidade que a sua análise proporciona.

A utilização futura deste modelo só está garantida se este for capaz de classificar correctamente e de forma consistente novas observações. A opção por uma função binária faz sentido, considerando que queremos um modelo que devolva resultados objectivos: “faliu” ou “não faliu”. Neste sentido devem ser feitos testes de robustez sobre a amostra que será utilizada para apurar os parâmetros do mesmo.

Depois da revisão da literatura desenvolvida na primeira parte desta dissertação, seremos agora capazes de escolher as metodologias mais adequadas, quer para a selecção das variáveis dependentes, quer para a escolha do modelo a aplicar.

## 4.2. Definições Relevantes

Importa desde já esclarecer algumas definições pertinentes para o estudo em questão, como sendo a definição de falência.

A falência de uma empresa pode ser motivada pela: a) diminuição dos níveis de liquidez disponíveis no balanço da empresa, consumidos pela geração de FCF consistentemente negativo; b) incapacidade de refinanciamento da dívida obrigacionista ou linhas de crédito bancárias; c) reestruturação da dívida (nem sempre percebida pelo mercado, sobretudo quando a empresa faz recompra de dívida a preços bastante abaixo do nominal). Todas estas situações resultam de uma maneira ou de outra, de decisões deficientes de gestão, da não adaptação às novas tendências da procura ou ao ambiente macroeconómico vivido no sector em que se inserem. Pode ainda resultar da assunção de riscos excessivos quando levados a cabo determinados investimentos ou ainda da desadequação dos níveis de liquidez à volatilidade do sector em que a empresa está inserida.

Karels e Prakash (1987) citados em Bellovary et al (2007), referiam a existência de uma diversidade de definições em torno do conceito de “falência”. Também Ohlson (1980, p. 111) refere “(...) *there is no consensus on what constitutes “failure”, with definitions varying significantly and arbitrarily across studies*”.

Esta pode ser utilizada para designar uma de duas situações: 1) em que a empresa está já em liquidação, tendo já sido nomeado um administrador de insolvência e vendidos parte dos activos da empresa, ou, 2) a empresa entrou em incumprimento com determinada obrigação/responsabilidade resultado de um momento pontual de escassez de liquidez.

Altman (1993) distingue quatro conceitos de ruptura financeira: *failure*, *insolvency*, *default* e *bankruptcy*.

Segundo este autor, *Failure* (Falência) ocorre quando a taxa de retorno realizada do capital é significativamente e continuamente mais baixa que as taxas de retorno de investimentos semelhantes (com o mesmo risco). Este conceito não implica a descontinuidade das operações,

pelo que uma empresa pode estar economicamente falida durante vários anos, sem nunca falhar os pagamentos das suas responsabilidades.

A *Insolvency* (Insolvência) ocorre quando a empresa não consegue dar resposta às suas obrigações de curto prazo devido a um momento pontual de escassez de liquidez. Já a Insolvência no sentido de *Bankruptcy* é mais gravosa pois significa que a empresa está a viver um período de escassez estrutural/crónico, deixando de ser uma situação/condição temporária. Esta situação ocorre quando a dívida total excede o valor justo (*fair value*) dos activos. O *net worth* real da empresa é por isso negativo.

Altman (1993) entende por *Default* (técnico ou legal) uma situação que envolve a relação entre a firma devedora e a classe de credores da respectiva empresa. Um *Default* técnico ocorre quando a empresa devedora viola uma ou mais condições constantes no acordo com o credor (por exemplo, o não respeito de um *covenant*<sup>9</sup>). Quando a empresa falha o pagamento associado a um empréstimo (pagamento de juros ou amortização do empréstimo) ou obrigação (pagamento dos juros corridos ou do principal da obrigação), aí decorre em princípio um *default* legal. Em ambos os casos, o *default* propriamente dito não ocorre nesse imediato. Existe um Período de Carência de 30 dias [na lei norte-americana] para o pagamento da obrigação ou juros corridos, sem penalização da emissora de dívida. No caso da falha ser com uma instituição financeira, o banco estabelece com a própria empresa o período (adicional) em que deverá ocorrer esse pagamento, sem que seja declarado *default*. A empresa continua sempre em operações durante o período de reestruturação da dívida, evitando assim uma declaração formal de *Bankruptcy* e o preenchimento do *Chapter XI*.

Por fim Altman (1993) distingue dois tipos de *Bankruptcy*: pode ser vista em termos do valor líquido (negativo) da empresa (quando este ocorre) ou da declaração formal de *Bankruptcy* com a intenção de liquidar os activos, ou entrar num programa de recuperação – *Chapter XI*.

Beaver (1966) define falência como a incapacidade da empresa em pagar as suas obrigações na sua maturidade. Operacionalmente diz-se que a empresa está falida quando ocorre um das

---

<sup>9</sup> Por exemplo: (Net Debt / EBITDA). Normalmente quando isso acontece (ou está prestes a acontecer), as condições da respectiva facilidade de crédito são renegociadas de modo a evitar a violação das mesmas. Raramente dão lugar a um *default* legal. Contudo, a ocorrer (mesmo que apenas em termos técnicos), revelam a má performance financeira da empresa.

seguintes situações: a) falência, b) *default* de uma obrigação, c) o descoberto de uma conta bancária, d) o não pagamento de um dividendo preferencial.

Outros autores definiram este conceito da seguinte forma:

Deakin (1972): situação em que empresa já entrou em processo de insolvência e os activos estão já a ser liquidados em benefício dos seus *stakeholders*.

Blum (1974): situação em que a empresa mostra incapacidade de dar resposta aos seus compromissos e por esse motivo procede à reestruturação da dívida.

Ohlson (1980): situação em que a empresa já requereu o *Chapter X* ou o *Chapter XI*, ou que de alguma forma iniciou o processo de falência.

Taffler (1982): situação em que há uma liquidação voluntária ou forçada (por ordem legal ou estatal) dos activos da empresa.

Gentry, et al. (1985) e Casey et al (1985): situação em que foi declarada insolvência pela própria empresa ou foi requerida por entidade externa.

Leinten (1991): baseia-se no conceito de “*cash insolvency*” e define-se como a incapacidade da empresa de pagar suas obrigações financeiras, quando eles vencem.

Atendendo que a nossa amostra é portuguesa, maioritariamente constituída por empresas não cotadas e para as quais existe escassez de informação, considerámos para este efeito o momento da requisição ou declaração de insolvência, fornecido pela base de dados SABI.

### **4.3. Definição do Modelo**

Tal como oportunamente explicado, o objectivo desta dissertação passa por encontrar um modelo capaz de prever a falência das empresas portuguesas, utilizando a informação financeira que consta nas respectivas Demonstrações Financeiras.

Tendo em conta que a Análise Discriminante Múltipla (ADM) continua hoje a ser largamente defendida por diversos autores e utilizada como instrumento de previsão, faz sentido recorrer a esta técnica estatística para perceber que variáveis melhor distinguem os dois grupos de

empresas (falidas e não falidas) e de que forma podemos utilizar essas variáveis para descrever uma função capaz de classificar correctamente qualquer empresa.

Por outro lado, ao assumir a normalidade das variáveis, a ADM pode não ser o instrumento mais adequado para este efeito. Assim, faz sentido tomar igualmente em consideração os desenvolvimentos realizados por Ohlson (1980) e perceber se recorrendo à função logística, os resultados de previsão do modelo melhoram.

Em qualquer um dos casos a variável dependente deve ser definida sob a forma de uma variável *dummy*, já que queremos que o modelo distinga dois grupos diferentes: empresas falidas e empresas não falidas. Assim, temos:

1 = "falidas"

0 = "não falidas"

Apesar de ser de interesse geral atestar o poder preditivo dos diferentes rácios contabilísticos passíveis de serem incluídos neste tipo de análise, não tem esta dissertação por objectivo fazer um estudo exaustivo sobre os factores mais adequados à previsão da falência. A discussão é antes aqui feita em termos das metodologias que devem ser utilizadas na formulação dos modelos de previsão. Na secção **3.2. Estudos Semelhantes** é possível atentar um quadro-resumo com aqueles que foram até hoje os rácios mais utilizados, sendo este um facto possivelmente revelador de uma superior capacidade de previsão, apesar da falta de fundamentação teórica que suporte essas escolhas.

No nosso caso, partimos do modelo de Altman (1968) para seleccionar as variáveis independentes, que serão igualmente utilizados na aplicação da função logística.<sup>10</sup>

---

<sup>10</sup> A selecção de variáveis podia ter sido igualmente conseguida através de uma análise factorial de componentes principais. Esta metodologia permite definir de forma objectiva categorias independentes de variáveis, representadas por um grupo limitado de rácios, evitando desta forma a redundância informativa introduzida pela grande quantidade de informação fornecida pelo conjunto de todas as variáveis originais.

Recordando as variáveis escolhidas pelo autor:

$$X1 = \frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}} \quad X2 = \frac{\text{Retained Capital}}{\text{Total Assets}} \quad X3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Total Assets}} \quad X4 = \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$$

$$X5 = \frac{\text{Market Value of Equity}}{\text{Book Value of Total Debt}}$$

Em princípio, quanto maior o valor destes rácios, menor a probabilidade de falência. No caso de X1 pode ser argumentado o inverso. Um aumento muito significativo do Fundo de Maneio poderá significar que a empresa tem acumulado (em Contas a Receber) cobranças a clientes de cobrança difícil, que tem que financiar para conseguir dar resposta aos pagamentos de curto prazo. Pode ainda este aumento resultar de uma acumulação anormal de inventários devido a dificuldades na realização de vendas. Por ultimo, pode significar uma menor capacidade de negociação com os fornecedores, que concedem agora menor crédito à empresa. Qualquer uma destas situações, quando prolongada pode levar ao declínio da empresa se esse facto significar o consumo de uma parte significativa do *Free Cash Flow* que esta consegue gerar anualmente. Relativamente à rubrica *Retained Earnings*, devido à inexistência de informação sobre a mesma na base de dados do SABI, nem de qualquer outra rubrica que compõe o Capital Próprio, assumiu-se como sendo a diferença entre Capitais Próprios de anos consecutivos, tal como a fórmula demonstra:

$$\text{Retained Earnings}_n = \text{Cap. Próprio}_n - \text{Cap. Próprio}_{n-1}$$

De notar que os dados utilizados na rubrica *Market Value of Equity* são dados contabilísticos. A utilização de dados de mercado poderia implicar uma redução significativa da nossa amostra se considerarmos que grande parte das PME's portuguesas são tipicamente familiares, de pequena dimensão, e por isso não cotadas no mercado de capitais.<sup>11</sup> Partindo do pressuposto que a generalidade destas são não cotadas, optamos antes por considerar o *Book Value of Equity*.

---

<sup>11</sup> As seguintes instituições INE, IAPMEI e CMVM foram contactadas na tentativa de apurar que percentagem das PME's portuguesas são cotadas em bolsa. As duas primeiras declararam não ter essa informação; a CMVM não deu resposta à solicitação.



#### 4.4. A Amostra e sua Caracterização

A opção pelo estudo da realidade portuguesa decorre essencialmente da escassez de estudos formais sobre a presente temática, aplicadas a este universo de empresas. Por outro lado, há o efeito (percepção) de *home bias* decorrente de ser portuguesa e de diariamente lidar com empresas domiciliadas em Portugal.

O tecido empresarial português é caracterizado pela predominância de pequenas e médias empresas. Segundo dados fornecidos pelo INE relativos a 2008, as PME representam 99.7% do tecido empresarial não financeiro (para um total de 350,808 empresas não financeiras). Assim sendo, devido à amplitude limitada que o segmento das grandes empresas portuguesas nos pode oferecer, optámos por focar o estudo nas empresas de menor dimensão, as PMEs (Pequenas e Médias Empresas).

Por definição<sup>12</sup> as PME apresentam as seguintes características:

**Tabela 9** – Características das Pequenas e Médias Empresas

| Dimensão | Nº Efectivos                                    | Volume de Negócios ou Balanço Total                        |
|----------|---|--|
| PME      | < 250   | <= 50 Milhões de Euros (VN) ou <= 43 Milhões de Euros (BT) |
| Micro    | < 10  | <= 2 Milhões de Euros                                      |
| Pequena  | < 50  | <= 10 Milhões de Euros                                     |
| Média    | As PME que não forem micro ou pequenas empresas |  |

**Fonte:** site IAPMEI

Note-se que todos os dados deste estudo foram recolhidos da base de dados SABI.

Do universo de empresas que cumpriam os critérios definidos pelo IAPMEI (para um total de aproximadamente doze mil observações), começaram por ser excluídas todas as empresas que não requereram ou declararam insolvência em 2011, e ainda todas as aquelas para as quais não

<sup>12</sup> Adoptada pelo IAPMEI, de acordo com o Decreto-Lei n.º 372/2007, de 6 de Novembro.

havia informação financeira completa. Das remanescentes, foram ainda excluídas todas as empresas que:

- Iniciaram actividade no ano em causa ou nos dois anos anteriores
- Apresentavam um volume de negócios inferior a três milhões de euros
- Apresentavam valores incoerentes para determinados rácios financeiros
- Apresentavam valores que claramente se afastavam da média da restante amostra (eliminação de *outliers*)

Por fim, foram seleccionadas 146 Pequenas e Médias Empresas, divididas em dois grupos: o grupo das empresas falidas e o grupo das empresas não-falidas. Para estas, foi recolhida informação financeira para o período decorrido entre 2008 e 2010.

Na construção da amostra questionou-se a utilização de uma amostra emparelhada. Tanto Beaver (1966) como Altman (1968), defendem a utilização de uma amostra *Paired Sample*<sup>13</sup>. Contudo, autores como Platt e Platt (1990), Sheppard (1994) e Sori et al. (2006) põem em causa a utilidade acrescida que se retira deste tipo de amostras.

Sheppard (1994) mostra que o poder de previsão dos modelos não é posto em causa se a amostra não for emparelhada. Segundo o autor, a dificuldade em encontrar pares tão semelhantes quanto desejáveis, induz carência de rigor na constituição das amostras, o que impossibilita alcançar o nível de semelhança defendido nos estudos anteriores. Sheppard (1994) refere ainda que a dificuldade de *matching* é maior quando a amostra inclui empresas que desenvolvem actividades em indústrias diferentes ou que por outro lado estão expostas a factores de risco diferentes, por vezes através da influência das suas subsidiárias.

---

<sup>13</sup> Tal como já explicado, as amostras *Paired Sample* são normalmente constituídas da seguinte forma: para cada empresa falida existe uma não-falida, da mesma indústria e com um volume de activos semelhante. A escolha por uma amostra deste tipo tem como objectivo impedir que estas duas características façam distorcer as conclusões que se retiram da análise dos rácios. Na medida em que os grupos devem permitir diferenciar os dois tipos de empresas, devem então as empresas estar sujeitas aos mesmos factores de influência.

Perante a dificuldade de concluirmos qual a metodologia mais correcta, partiremos de uma base *paired* e posteriormente realizaremos testes sobre amostras *non paired*. As conclusões demonstrar-se-ão oportunamente.

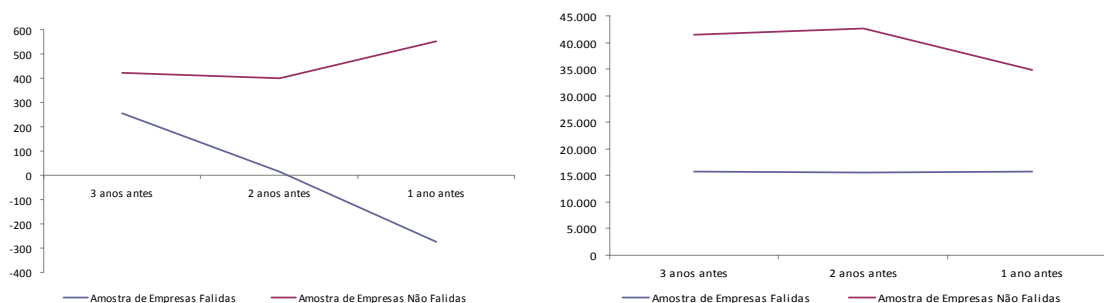
A amostra construída tem a seguinte distribuição sectorial:

**Tabela 10** – Distribuição Sectorial das Empresas da Amostra

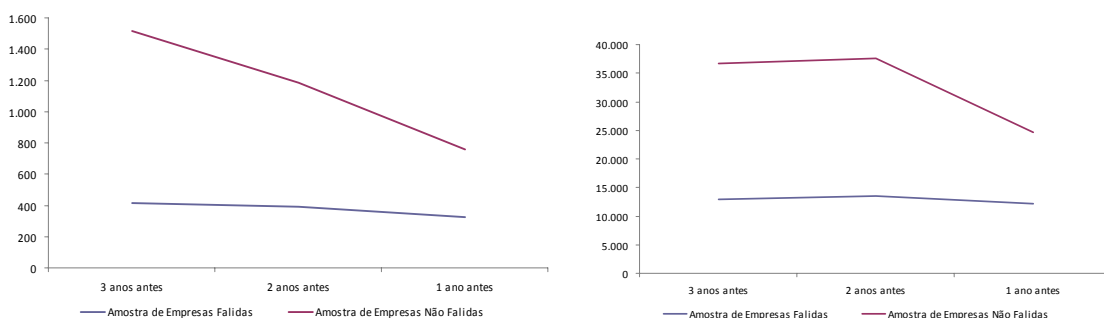
| CAE | DESCRIÇÃO  | Nº de empresas |
|-----|--|----------------|
| 10  | Indústrias alimentares   | 3              |
| 14  | Indústria do vestuário   | 1              |
| 16  | Indústrias da madeira e da cortiça e suas obras, excepto mobiliário; fabricação de obras de cestaria e de espartaria | 2              |
| 20  | Fabricação de produtos químicos e de fibras sintéticas ou artificiais, excepto produtos farmacêuticos                | 1              |
| 22  | Fabricação de artigos de borracha e de matérias plásticas  | 1              |
| 25  | Fabricação de produtos metálicos, excepto máquinas e equipamentos  | 3              |
| 31  | Fabricação de mobiliário e de colchões   | 1              |
| 41  | Promoção imobiliária (desenvolvimento de projectos de edifícios); construção de edifícios                            | 7              |
| 42  | Engenharia civil   | 8              |
| 43  | Actividades especializadas de construção   | 4              |
| 45  | Comércio, manutenção e reparação, de veículos automóveis e motociclos  | 14             |
| 46  | Comércio por grosso (inclui agentes), excepto de veículos automóveis e motociclos                                    | 7              |
| 47  | Comércio a retalho, excepto de veículos automóveis e motociclos  | 8              |
| 50  | Transportes por água   | 1              |
| 52  | Armazenagem e actividades auxiliares dos transportes (inclui manuseamento)   | 6              |
| 58  | Actividades de edição  | 1              |
| 68  | Actividades imobiliárias   | 2              |
| 69  | Actividades jurídicas e de contabilidade   | 1              |
| 73  | Publicidade, estudos de mercado e sondagens de opinião   | 1              |
| 82  | Actividades de serviços administrativos e de apoio prestados às empresas   | 1              |

Proceder-se-á de seguida a uma breve análise sobre a evolução dos valores médios de cinco rubricas financeiras, em cada um dos três anos anteriores à falência das empresas. Esta tarefa permite antever alguns dos resultados alcançados no modelo desenvolvido.

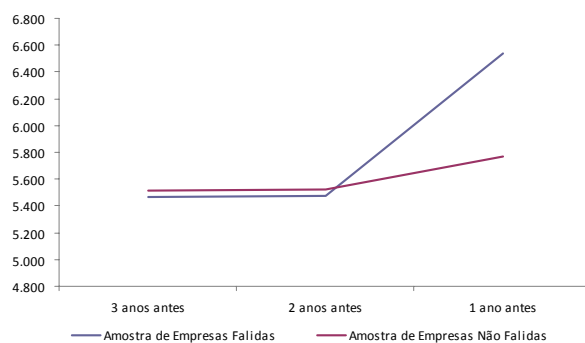
**Ilustração 3 – Evolução do valor médio do EBITDA e do Activo Total (em milhares de EUR)**



**Ilustração 4 – Evolução do valor médio dos Juros Pagos e da Dívida Total (em milhares de EUR)**



**Ilustração 5 – Evolução do valor médio do Fundo de maneo (em milhares de EUR)**



Como seria de esperar, as empresas falidas apresentam valores inferiores às empresas não falidas nos 3 anos anteriores à ocorrência da falência, qualquer que seja a rubrica considerada. Por outro lado, os dois grupos de empresas apresentam valores bastante díspares entre empresas falidas e não falidas, com a excepção da rubrica Fundo de Maneio que aparenta menor capacidade de diferenciar os dois grupos de empresas, pelo menos até um ano antes da falência.

As variáveis definidas apresentam as seguintes estatísticas descritivas:

**Tabela 11** – Estatísticas Descritivas

| Variável  | N   | Mínimo | Máximo | Média  | Desvio-Padrão |
|-----------|-----|--------|--------|--------|---------------|
| <i>X1</i> | 146 | -0,370 | 1,000  | 0,347  | 0,246         |
| <i>X2</i> | 146 | -3,110 | 0,510  | -0,112 | 0,432         |
| <i>X3</i> | 146 | -0,460 | 0,230  | 0,011  | 0,016         |
| <i>X4</i> | 146 | 0,010  | 2,374  | 1,784  | 1,461         |
| <i>X5</i> | 146 | -3,840 | 2,600  | 0,046  | 0,626         |

## **4.5. Resultados Empíricos**

### **4.5.1. Análise Univariada e MANOVA**

Antes de partirmos para a aplicação do modelo propriamente dito, levámos a cabo alguma análise preliminar, utilizando uma abordagem unidimensional e a MANOVA.

Os testes de significância realizados sobre os dados de 2010 (teste-t, MANOVA e teste não paramétricos para amostras independentes), permitiram concluir que as variáveis *X1* e *X4* não são estatisticamente significativos para um nível de significância de 5%.

A) Teste-t (com 95% de confiança):

**Tabela 12** – Estatísticas dos grupos e teste t

|    | Variável  | N  | Média  | Desvio-Padrão | Média do Erro Padrão | t      | Sig (2-tailed) |
|----|-----------|----|--------|---------------|----------------------|--------|----------------|
| X1 | faliu     | 73 | 0,317  | 0,243         | 0,028                | -1,464 | 0,145          |
|    | não faliu | 73 | 0,377  | 0,247         | 0,029                |        |                |
| X2 | faliu     | 73 | -0,192 | 0,564         | 0,066                | -2,261 | 0,026          |
|    | não faliu | 73 | -0,033 | 0,211         | 0,025                |        |                |
| X3 | faliu     | 73 | -0,017 | 0,106         | 0,012                | -3,889 | 0,000          |
|    | não faliu | 73 | 0,039  | 0,064         | 0,007                |        |                |
| X4 | faliu     | 73 | 1,920  | 2,956         | 0,346                | 0,666  | 0,507          |
|    | não faliu | 73 | 1,648  | 1,850         | 0,217                |        |                |
| X5 | faliu     | 73 | -0,283 | 0,617         | 0,072                | -7,449 | 0,000          |
|    | não faliu | 73 | 0,375  | 0,435         | 0,051                |        |                |

Podemos concluir que:

X1: Sig (2-tailed) = 0.145 > 0.05, logo a variável não é estatisticamente significativa

X2: Sig (2-tailed) = 0.026 < 0.05, logo a variável é estatisticamente significativa

X3: Sig (2-tailed) = 0.000 < 0.05, logo a variável é estatisticamente significativa

X4: Sig (2-tailed) = 0.507 > 0.05, logo a variável não é estatisticamente significativa

X5: Sig (2-tailed) = 0.000 < 0.05, logo a variável é estatisticamente significativa

Concluimos portanto que **X1 e X4 não são estatisticamente significativos**.

B) One-way MANOVA: Wilk's  $\Lambda$  = 0.628,  $F(5, 140) = 16.602$ ,  $p = 0.000 < 0.05$

Avaliando os resultados do teste estatístico de Wilk aplicado à análise multivariada das variâncias, conclui-se que a variável *Dummy* (falida ou não falida) é estatisticamente dependente das variáveis submetidas no teste, uma vez que  $p\text{-value} < 0.05$ , como aliás acontece para todos os outros testes devolvidos no output do SPSS (Pillai's Trace, Hotelling's Trace e Roy's Largest Root).

Resultado: Rejeita-se H0, ou seja, rejeita-se a hipótese das médias dos grupos serem iguais.

**Tabela 13 – Resultados MANOVA**

| Variável  | F      | Sig   |
|-----------|--------|-------|
| <i>X1</i> | 2,143  | 0,145 |
| <i>X2</i> | 5,114  | 0,025 |
| <i>X3</i> | 15,121 | 0,000 |
| <i>X4</i> | 0,443  | 0,507 |
| <i>X5</i> | 55,483 | 0,000 |

Concluimos portanto que **X1 e X4 não são estatisticamente significativos**.

C) Teste não Paramétrico (para amostras independentes)

**Tabela 14 – Resultados do Teste não paramétrico**

| Variável  | Hipótese Nula  | Teste   | Sig.  | Decisão                  |
|-----------|--|---|-------|--------------------------|
| <i>X1</i> | As medianas de X1 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,508 | <i>Não se rejeita H0</i> |
| <i>X2</i> | As medianas de X2 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,020 | <i>Rejeita-se H0</i>     |
| <i>X3</i> | As medianas de X3 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,027 | <i>Rejeita-se H0</i>     |
| <i>X4</i> | As medianas de X4 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,321 | <i>Não se rejeita H0</i> |
| <i>X5</i> | As medianas de X5 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,000 | <i>Rejeita-se H0</i>     |

Também aqui não foi rejeitada H0 para X1 e X4, indicando que as variáveis não são estatisticamente significativas para um grau de confiança de 95%.

O facto de  $X1$  não ser estatisticamente significativo não é de estranhar dado comportamento da rubrica *Working Capital* nos três e dois anos antes da falência, tal como demonstrado em gráfico no ponto 4.4. Além disso, a não significância desta variável só confirma que faz sentido a discussão existente em torno das vantagens de se ter um *Working Capital* elevado, podendo tanto representar uma fragilidade da saúde financeira da empresa, como a capacidade de confortavelmente sustentar a dívida de curto prazo da empresa.

No caso de  $X4$ , como se sabe, a variável Vendas é tipicamente uma variável sensível aos ciclos económicos, o que significa que a sua evolução nem sempre está positivamente correlacionada com o grau de solvabilidade da empresa. Valores deprimidos das vendas não significam necessariamente um agravamento da performance operacional da empresa. Por este motivo, poderá esta variável impedir a clara distinção entre empresas falidas e não falidas, e por isso revelar-se estatisticamente não significativa.

#### 4.5.2. Análise Multivariada

Através da Análise Discriminante, obtivemos do SPSS os seguintes resultados:

**Tabela 15** – Coeficientes de Estimação

|      |        |
|------|--------|
| $X1$ | -0.026 |
| $X2$ | 0.295  |
| $X3$ | 0.501  |
| $X4$ | -0.098 |
| $X5$ | 0.886  |

Daqui resulta a seguinte Função Discriminante:

$$Z = -0.026X1 + 0.295X2 + 0.501X3 - 0.098X4 + 0.886X5$$



**Tabela 16 – Resultados dos Testes**

|                |     |               |
|----------------|-----|---------------|
| <i>Box's M</i> |     | 132,135       |
|                |     | Approx. 8,481 |
| F              | df1 | 15            |
|                | df2 | 83489,7       |
|                | Sig | 0,000         |

F = 8,481 a que corresponde um p-value < 0.05, o que significa que o modelo é estatisticamente significativo.

**Tabela 17 – Eigenvalues**

| Função | Eigenvalue | % da Variância | % Acumulada | Correlação<br>Canônica |
|--------|------------|----------------|-------------|------------------------|
| 1      | 0,593      | 100,000        | 100         | 0,610                  |

Um *eigenvalue* acima de 0.5 significa uma boa capacidade de previsão visto que mais de metade da variância é explicada pelo modelo.

**Tabela 18 – Centroids**

| Dummy            | Função 1 |
|------------------|----------|
| <i>não faliu</i> | 0,765    |
| <i>faliu</i>     | -0,765   |

Os *centroids* são para este caso de 0.765 e -0.765, o que significa que o Cut Score para a média dos grupos é zero.

**Tabela 19** – Resultados da Classificação

|          |           | Previsão  |       | Total |
|----------|-----------|-----------|-------|-------|
| Dummy    |           | Não Faliu | Faliu |       |
| Original | Absoluto  |           |       |       |
|          | Não Faliu | 65        | 8     | 73    |
|          | Faliu     | 5         | 68    | 73    |
|          | %         |           |       |       |
|          | Não Faliu | 89,0      | 11,0  | 100,0 |
|          | Faliu     | 6.8       | 93.2  | 100,0 |

Constata-se que o modelo tem uma capacidade de previsão de 91.1% o que significa que 133 foram bem classificadas para um total de 146.

Relativamente às más classificações constata-se que o modelo classificou como não falidas 5 empresas falidas (Erro Tipo I de 6.8%), e classificou como falidas 8 empresas não falidas (Erro Tipo II de 11%).

É vantajoso o modelo apresentar um Erro Tipo I mais baixo de um Erro Tipo II dado que o primeiro é potencialmente mais oneroso que o segundo, como atempadamente já explicado.

Os testes descritos foram repetidos considerando agora dados do ano de 2009. Os resultados permitiram concluir que X1, X4 e também X2 não são estatisticamente significativos, para um grau de significância de 5%, de acordo com o teste t, a MANOVA e o teste não paramétrico.

A função discriminante obtida foi a seguinte:

$$Z = 0.093X1 + 0.087X2 + 0.202X3 - 0.231X4 + 0.946X5$$

Vemos que para este caso X1 passou a ter sinal positivo. Contudo esta é uma variável estatisticamente não significativa.

#### 4.5.3. Análise Logística

Tendo em conta que as diferenças entre os resultados obtidos pela Análise Logit, Probit e Gombit não se mostram significativas (Long, 1997), vamos focar-nos somente na Análise Logit, passível de ser desenvolvida em SPSS.

**Tabela 20** – Coeficientes de Estimação (Logit)

| Variável        | B      | S.E.  | Wald   | df | Sig.  | Exp (B)   |
|-----------------|--------|-------|--------|----|-------|-----------|
| <i>X1</i>       | -0,227 | 1,108 | 0,042  | 1  | 0,837 | 0,797     |
| <i>X2</i>       | 2,354  | 1,016 | 5,373  | 1  | 0,020 | 10,530    |
| <i>X3</i>       | 10,07  | 3,458 | 8,478  | 1  | 0,004 | 23627,806 |
| <i>X4</i>       | -0,016 | 0,137 | 0,013  | 1  | 0,908 | 0,984     |
| <i>X5</i>       | 7,692  | 1,339 | 33,475 | 1  | 0,000 | 2191,590  |
| <i>Constant</i> | -0,101 | 0,525 | 0,037  | 1  | 0,847 | 0,904     |

Como seria de esperar, *X1* e *X4* mostram-se também aqui estatisticamente não significativos pois  $p\text{-value} > 0.05$ .

Daqui resulta a seguinte função de classificação:

$$Z = -0.101 - 0.227X_1 + 2.354X_2 + 10.070X_3 - 0.016X_4 + 7.692X_5$$

**Tabela 21** – Teste Omnibus

|        | Qui-quadrado | df | Sig.  |
|--------|--------------|----|-------|
| Modelo | 111,025      | 5  | 0,000 |

Podemos concluir que o teste é estatisticamente significativo pois  $p\text{-value} < 0.05$ .

**Tabela 22 – R-quadrado**

|        | -2 Log likelihood | R-quadrado de<br>Cox & Snell | R-quadrado de<br>Nagelkerke |
|--------|-------------------|------------------------------|-----------------------------|
| Modelo | 91,374            | 0,533                        | 0,710                       |

Daqui conclui-se que as 5 variáveis independentes explicam em conjunto 53.3% do modelo. Quanto maior o R-quadrado, melhor o modelo se adapta aos dados envolvidos. Neste caso podemos dizer que apesar do modelo contar significativamente para a explicação da variável *dummy*, há outras variáveis não incluídas no modelo que também contribuem consideravelmente para essa explicação.

**Tabela 23 – Resultados da Classificação**

|          |          | Previsão  |           |       |       |
|----------|----------|-----------|-----------|-------|-------|
|          |          | Dummy     | Não Faliu | Faliu | Total |
| Original | Absoluto | Não Faliu | 68        | 5     | 73    |
|          |          | Faliu     | 4         | 69    | 73    |
|          | %        | Não Faliu | 93,2      | 6,8   | 100,0 |
|          |          | Faliu     | 5,5       | 94,5  | 100,0 |

Constata-se que, para o modelo de cinco variáveis, a percentagem de classificação melhora com a função logística, passando de 91.1% para 93.8% de classificações correctas. A percentagem de Erro Tipo I mantém-se, enquanto a percentagem de Erro Tipo II diminui de 11% para 6.8%.

Vale a pena neste ponto testar a consistência da amostra, utilizando desta vez observações não emparelhadas (amostra *non-paired*) e, por outro lado, perceber se os resultados melhoram ao introduzirmos os *outliers* que tinham sido removidos inicialmente da amostra original.

## 4.6. Testes de Robustez

### 4.6.1. Amostras Emparelhadas vs. Não-Emparelhadas

Repetindo o exercício para amostras não emparelhadas, isto é, para amostras onde para cada empresa falida há várias empresas equivalentes<sup>14</sup> não falidas, obtivemos os resultados abaixo descritos.

#### A) Teste t (com 95% de confiança)

**Tabela 24** – Estatísticas dos grupos e teste t (dados de 2010 – amostra não emparelhada)

|    | Variável  | N  | Média  | Desvio-Padrão | Média do Erro Padrão | t             | Sig (2-tailed) |
|----|-----------|----|--------|---------------|----------------------|---------------|----------------|
| X1 | faliu     | 73 | 0,317  | 0,243         | 0,028                | <i>-1,464</i> | <i>0,145</i>   |
|    | não faliu | 73 | 0,373  | 0,181         | 0,021                |               |                |
| X2 | faliu     | 73 | -0,192 | 0,564         | 0,066                | <i>-2,261</i> | <i>0,026</i>   |
|    | não faliu | 73 | 0,023  | 0,125         | 0,015                |               |                |
| X3 | faliu     | 73 | -0,017 | 0,106         | 0,012                | <i>-3,889</i> | <i>0,000</i>   |
|    | não faliu | 73 | 0,039  | 0,043         | 0,005                |               |                |
| X4 | faliu     | 73 | 1,920  | 2,956         | 0,346                | <i>0,666</i>  | <i>0,507</i>   |
|    | não faliu | 73 | 1,835  | 2,470         | 0,289                |               |                |
| X5 | faliu     | 73 | -0,283 | 0,617         | 0,072                | <i>-7,449</i> | <i>0,000</i>   |
|    | não faliu | 73 | 0,594  | 0,793         | 0,093                |               |                |

Resultado: X1 e X4 não são estatisticamente significativas.

B) One-way MANOVA: Wilk's  $\Lambda = 0.592$ ,  $F(5, 140) = 19.278$ ,  $p = 0.000 < 0.05$

Resultado: Rejeita-se  $H_0$ , ou seja, rejeita-se a hipótese das médias dos grupos serem iguais.

<sup>14</sup> Tal como explicado anteriormente, empresas equivalentes são empresas pertencentes à mesma indústria e com um volume de activos semelhante.

**Tabela 25** – Resultados MANOVA (dados de 2010 – amostra não emparelhada)

| Variável | F      | Sig   |
|----------|--------|-------|
| X1       | 2,430  | 0,121 |
| X2       | 10,101 | 0,002 |
| X3       | 17,515 | 0,000 |
| X4       | 0,036  | 0,850 |
| X5       | 55,670 | 0,000 |

Individualmente vemos que X1 e X4 não são estatisticamente significativas pois  $p\text{-value} > 0.05$ .

C) Teste não paramétrico:

**Tabela 26** – Resultados do Teste não-paramétrico (dados de 2010 – amostra não emparelhada)

| Variável | Hipótese Nula  | Teste   | Sig.  | Decisão                  |
|----------|--|---|-------|--------------------------|
| X1       | As medianas de X1 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,619 | <i>Não se rejeita H0</i> |
| X2       | As medianas de X2 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,003 | <i>Rejeita-se H0</i>     |
| X3       | As medianas de X3 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,008 | <i>Rejeita-se H0</i>     |
| X4       | As medianas de X4 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,741 | <i>Não se rejeita H0</i> |
| X5       | As medianas de X5 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,000 | <i>Rejeita-se H0</i>     |

O resultado repete-se: X1 e X4 não são estatisticamente significativas

Como vimos, utilizando uma amostra *non-paired* (com dados de 2010) concluímos para todos os testes que X1 e X4 não são estatisticamente significativos, para um grau e significância de 5%.

Repetindo o exercício, utilizando agora dados de 2009, obtivemos:

A) Teste t (com 95% de confiança)

**Tabela 27** – Estatísticas dos grupos e teste t (dados de 2009 – amostra emparelhada)

|    | Variável  | N  | Média  | Desvio-Padrão | Média do Erro Padrão | t      | Sig (2-tailed) |
|----|-----------|----|--------|---------------|----------------------|--------|----------------|
| X1 | faliu     | 73 | 0,274  | 0,248         | 0,029                | -2,869 | 0,005          |
|    | não faliu | 73 | 0,381  | 0,202         | 0,024                |        |                |
| X2 | faliu     | 73 | 0,013  | 0,196         | 0,023                | -0,294 | 0,769          |
|    | não faliu | 73 | 0,021  | 0,067         | 0,008                |        |                |
| X3 | faliu     | 73 | 0,016  | 0,102         | 0,012                | -2,285 | 0,024          |
|    | não faliu | 73 | 0,048  | 0,064         | 0,008                |        |                |
| X4 | faliu     | 73 | 1,882  | 2,412         | 0,282                | -0,304 | 0,761          |
|    | não faliu | 73 | 2,013  | 2,742         | 0,321                |        |                |
| X5 | faliu     | 73 | -0,302 | 0,673         | 0,079                | -8,18  | 0,000          |
|    | não faliu | 73 | 0,538  | 0,563         | 0,066                |        |                |

Resultado: X2 e X4 não são estatisticamente significativos.

B) One-way MANOVA: Wilk's  $\Lambda = 0.657$ ,  $F(5, 140) = 14.628$ ,  $p = 0.000 < 0.05$

Resultado: Rejeita-se  $H_0$ , ou seja, rejeita-se a hipótese das médias dos grupos serem iguais.

**Tabela 28** – Resultados MANOVA (dados de 2009 – amostra emparelhada)

| Variável | F      | Sig   |
|----------|--------|-------|
| X1       | 8,231  | 0,005 |
| X2       | 0,087  | 0,769 |
| X3       | 5,220  | 0,024 |
| X4       | 0,093  | 0,761 |
| X5       | 66,918 | 0,000 |

Individualmente vemos que X2 e X4 não são estatisticamente significativos.

C) Teste não paramétrico (para amostras independentes):

**Tabela 29** – Resultados do Teste não-paramétrico (dados de 2009 – amostra emparelhada)

| Variável | Hipótese Nula  | Teste   | Sig.  | Decisão                  |
|----------|--|---|-------|--------------------------|
| X1       | As medianas de X1 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,005 | <i>Rejeita-se H0</i>     |
| X2       | As medianas de X2 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,005 | <i>Rejeita-se H0</i>     |
| X3       | As medianas de X3 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,046 | <i>Rejeita-se H0</i>     |
| X4       | As medianas de X4 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,741 | <i>Não se rejeita H0</i> |
| X5       | As medianas de X5 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,000 | <i>Rejeita-se H0</i>     |

Resultado: X4 não é estatisticamente significativa.

Utilizando os dados de 2009 na amostra *non-paired*, concluímos que X2 e X4 não são estatisticamente significativos segundo o t-test e o MANOVA. O teste não-paramétrico resultou na não significância de X4.

Podemos concluir que a paridade não é relevante pois a significância estatística recai aproximadamente sobre as mesmas variáveis: X2, X3 e X5.

#### 4.6.2. Amostra com Outliers

Contanto agora com a presença de *outliers* na amostra de 2010, os resultados dos testes foram os seguintes:



A) Teste t (com 95% de confiança)

**Tabela 30** – Estatísticas dos grupos e teste t (dados de 2010 - com *outliers*)

|    | Variável  | N  | Média    | Desvio-Padrão | Média do Erro Padrão | t             | Sig (2-tailed) |
|----|-----------|----|----------|---------------|----------------------|---------------|----------------|
| X1 | faliu     | 81 | 0,31827  | 0,24233       | 0,02693              | <i>-1,501</i> | <i>0,135</i>   |
|    | não faliu | 81 | 0,37951  | 0,27578       | 0,03064              |               |                |
| X2 | faliu     | 81 | -0,22198 | 0,78083       | 0,08676              | <i>-2,604</i> | <i>0,010</i>   |
|    | não faliu | 81 | 0,01272  | 0,21928       | 0,02436              |               |                |
| X3 | faliu     | 81 | -0,01926 | 0,18295       | 0,02033              | <i>-3,130</i> | <i>0,002</i>   |
|    | não faliu | 81 | 0,05259  | 0,09587       | 0,01065              |               |                |
| X4 | faliu     | 81 | 2,61630  | 7,46101       | 0,82900              | <i>0,920</i>  | <i>0,359</i>   |
|    | não faliu | 81 | 1,80815  | 2,60529       | 0,28948              |               |                |
| X5 | faliu     | 81 | -0,52494 | 1,58134       | 0,17570              | <i>-5,371</i> | <i>0,000</i>   |
|    | não faliu | 81 | 0,83198  | 1,63354       | 0,18150              |               |                |

Resultado: X1 e X4 não são estatisticamente significativos.

B) One-way MANOVA: Wilk's  $\Lambda = 0.771$ ,  $F(5, 156) = 9.293$ ,  $p = 0.000 < 0.05$

Resultado: Rejeita-se  $H_0$ , ou seja, rejeita-se a hipótese das médias dos grupos serem iguais.

**Tabela 31** – Resultados MANOVA (dados de 2010 - com *outliers*)

| Variável  | F      | Sig   |
|-----------|--------|-------|
| <i>X1</i> | 2,254  | 0,135 |
| <i>X2</i> | 6,783  | 0,010 |
| <i>X3</i> | 9,802  | 0,002 |
| <i>X4</i> | 0,847  | 0,359 |
| <i>X5</i> | 28,852 | 0,000 |

Segundo o MANOVA, X1 e X4 não são estatisticamente significativos.

C) Teste não paramétrico (para amostras independentes):

**Tabela 32** – Resultados do Teste não-paramétrico (dados de 2010 – com *outliers*)

| Variável | Hipótese Nula  | Teste   | Sig.  | Decisão                  |
|----------|--|---|-------|--------------------------|
| X1       | As medianas de X1 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,346 | <i>Não se rejeita H0</i> |
| X2       | As medianas de X2 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,115 | <i>Não se rejeita H0</i> |
| X3       | As medianas de X3 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,026 | <i>Rejeita-se H0</i>     |
| X4       | As medianas de X4 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,637 | <i>Não se rejeita H0</i> |
| X5       | As medianas de X5 são as mesmas para todas as categorias da variável Dummy | Teste de Medianas para amostras independentes | 0,000 | <i>Rejeita-se H0</i>     |

Resultado: X1, X2 e X4 não são estatisticamente significativas.

Daqui se conclui que a presença de *outliers* cria inconsistência nos resultados da amostra, pelo que estes devem ser excluídos do estudo. Foi este aliás a razão que motivou a sua exclusão inicial.

## 4.7. Introdução de uma Variável Explicativa Adicional

Propõe-se agora a introdução de uma variável adicional ao modelo original de Altman, tendo em vista melhorar a capacidade predictiva deste.

Para o efeito, queremos testar se faz sentido introduzir a variável explicativa EBITDA/*Interest Expenses*, onde o EBITDA é uma *proxy* da capacidade da empresa gerar *cash*.

O sector bancário utiliza actualmente este múltiplo para avaliar a capacidade das empresas em cumprir com o serviço da dívida. Rácios acima de 4 são considerados pela banca como muito bons.

Assim sendo, propomos a inclusão da variável  $\frac{EBIT}{Interest\ Expense}$  no modelo desenvolvido, aliás como Altman o fez no seu modelo de 1977, desenvolvido em parceria com a empresa Zeta Services.

Assim temos  $X6 = \frac{EBIT}{Interest\ Expense}$

Recordando a tabela que se afigura no ponto **3.2. Estudos Semelhantes**, esta não tem sido uma variável muito utilizada pelos autores que se debruçam sobre esta temática.

Como seria de esperar, a variável X6 é estatisticamente significativa com 95%, enquanto as variáveis X1 e X4 continuam a não ser estatisticamente significativas para o mesmo nível de confiança (resultados devolvidos pelo teste t, MANOVA e testes não paramétrico).

A nova variável apresenta as seguintes estatísticas descritivas:

**Tabela 33** – Estatísticas Descritivas

| Variável | N   | Mínimo  | Máximo | Média  | Desvio-Padrão |
|----------|-----|---------|--------|--------|---------------|
| X1       | 146 | -0,370  | 1,000  | 0,347  | 0,246         |
| X2       | 146 | -3,110  | 0,510  | -0,112 | 0,432         |
| X3       | 146 | -0,460  | 0,230  | 0,011  | 0,016         |
| X4       | 146 | 0,010   | 2,374  | 1,784  | 1,461         |
| X5       | 146 | -3,840  | 2,600  | 0,046  | 0,626         |
| X6       | 146 | -41,880 | 66,650 | 1,990  | 9,488         |

#### 4.7.1. Análise Discriminante (com introdução de nova variável)

Através da Análise Discriminante, obtivemos do SPSS os seguintes resultados:

**Tabela 34** – Coeficientes da Função Discriminante (com nova variável)

|           |        |
|-----------|--------|
| <i>X1</i> | -0,003 |
| <i>X2</i> | 0,234  |
| <i>X3</i> | 0,303  |
| <i>X4</i> | -0,115 |
| <i>X5</i> | 0,857  |
| <i>X6</i> | 0,359  |

Daqui resulta a seguinte Função Discriminante:

$$Z = -0.003X1 + 0.234X2 + 0.303X3 - 0.115X4 + 0.857X5 + 0.359X6$$

**Tabela 35** – Resultados dos Testes (com nova variável)

|                |         |           |
|----------------|---------|-----------|
| <i>Box's M</i> |         | 140,523   |
| F              | Approx. | 6,394     |
|                | df1     | 21        |
|                | df2     | 76266,974 |
|                | Sig     | 0,000     |

F = 6,394 a que corresponde um p-value < 0.05, o que significa que o modelo continua a ser estatisticamente significativo apesar da introdução da nova variável.

**Tabela 36** – Eigenvalues (com nova variável)

| Função | Eigenvalue | % da Variância | % Acumulada | Correlação<br>Canónica |
|--------|------------|----------------|-------------|------------------------|
| 1      | 0,656      | 100,000        | 100         | 0,629                  |

Vemos que a capacidade de previsão do modelo melhorou com a introdução da nova variável visto que o eigenvalue passou de 59.3% para 65.5%.

**Tabela 37** – Centroids (com nova variável)

| Dummy            | Função 1 |
|------------------|----------|
| <i>não faliu</i> | 0,804    |
| <i>faliu</i>     | -0,804   |

Os centroids são para este caso de 0.804 e -0.804.

**Tabela 38** – Classificação de Resultados (Análise Multivariada com nova variável)

|          |          | Previsão  |           |       |       |
|----------|----------|-----------|-----------|-------|-------|
|          |          | Dummy     | Não Faliu | Faliu | Total |
| Original | Absoluto | Não Faliu | 65        | 8     | 73    |
|          |          | Faliu     | 4         | 69    | 73    |
|          | %        | Não Faliu | 89,0      | 11,0  | 100,0 |
|          |          | Faliu     | 5.5       | 94.5  | 100,0 |

Constata-se que também a capacidade de previsão melhorou ligeiramente e que isso resultou da melhora do Erro Tipo I que passou de 6.8% para 5.5%.

Podemos concluir que houve uma melhoria significativa do modelo.

#### 4.7.2. Análise Logística (com introdução de nova variável)

**Tabela 39** – Coeficientes de Estimação (Logit - com nova variável)

| Variável        | B      | S.E.  | Wald   | df | Sig.  | Exp (B)  |
|-----------------|--------|-------|--------|----|-------|----------|
| <i>X1</i>       | -0,091 | 1,120 | 0,007  | 1  | 0,935 | 0,913    |
| <i>X2</i>       | 2,029  | 1,027 | 3,906  | 1  | 0,048 | 7,607    |
| <i>X3</i>       | 6,532  | 3,494 | 3,495  | 1  | 0,062 | 686,750  |
| <i>X4</i>       | -0,041 | 0,139 | 0,087  | 1  | 0,768 | 0,960    |
| <i>X5</i>       | 7,826  | 1,362 | 33,035 | 1  | 0,000 | 2505,218 |
| <i>X6</i>       | 0,055  | 0,029 | 3,583  | 1  | 0,058 | 1,056    |
| <i>Constant</i> | -0,179 | 0,536 | 0,112  | 1  | 0,738 | 0,836    |

Constata-se que *X1* e *X4* permanecem estatisticamente não significativas ( $p\text{-value} > 0,005$ ) e *X6* revela-se estatisticamente significativo como seria de esperar.

Daqui resulta a seguinte função de classificação:

$$Z = -0.179 - 0.091X_1 + 2.029X_2 + 6.532X_3 - 0.041X_4 + 7.826X_5 + 0.055X_6$$

**Tabela 40** – Teste Omnibus (com nova variável)

|        | Qui-quadrado | df | Sig.  |
|--------|--------------|----|-------|
| Modelo | 112,102      | 6  | 0,000 |

Podemos concluir que o modelo é estatisticamente significativo pois  $p\text{-value} < 0.05$ .

**Tabela 41** – R-quadrado (com nova variável)

|        | -2 Log likelihood | R-quadrado de Cox & Snell | R-quadrado de Nagelkerke |
|--------|-------------------|---------------------------|--------------------------|
| Modelo | 90,297            | 0,536                     | 0,715                    |

As seis variáveis em conjunto são agora capazes de explicar 53,6% do modelo.

**Tabela 42** – Classificação de Resultados (Logit – com nova variável)

|          |          | Previsão  |           |       |       |
|----------|----------|-----------|-----------|-------|-------|
|          |          | Dummy     | Não Faliu | Faliu | Total |
| Original | Absoluto | Não Faliu | 70        | 3     | 73    |
|          |          | Faliu     | 5         | 68    | 73    |
|          | %        | Não Faliu | 95,9      | 4,1   | 100,0 |
|          |          | Faliu     | 6,8       | 93,2  | 100,0 |

Também aqui a capacidade de previsão do modelo melhorou, sendo agora capaz de classificar correctamente 94.5% das observações. A percentagem de Erro Tipo I piorou ligeiramente (passou de 5.5% para 6.8%) e a percentagem de Erro Tipo II registou uma ligeira melhoria (de 6.8% para 4.1%).

Podemos concluir que há melhorias dos resultados do modelo ao incluir a variável proposta. Contudo, no caso de Ohlson (1980) isso aconteceu à custa de um superior Erro Tipo I, o que implica uma superior probabilidade das más classificações que os investidores mais querem evitar.

## 4.8. Análise e Discussão dos Resultados

Comparativamente à função de Altman (1968) dada por:

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 0.999X_5$$

Podemos concluir que todos os coeficientes por nós obtidos então em concordância com os coeficientes de Altman (1968), com a exceção de X1 e X4 que, no nosso modelo se revelaram estatisticamente não significativas. Relativamente a estas, visto que os coeficientes que lhes estão associados são das mais baixas do modelo, vamos concentrar-nos nas variáveis X2, X3 e X5 para a explicação do modelo.

Relativamente a estas, constatamos deste logo que a contribuição de cada uma das variáveis no modelo, está por ordem de grandeza em conformidade com o modelo de Altman (1968), querendo isto dizer que a variável X3 é a que mais contribui para a explicação do modelo, seguida da variável X2, e, por ultimo, da variável X5.

Recordando, as variáveis definidas:

$$X1 = \frac{\text{Working Capital}}{\text{Total Assets}} \quad X2 = \frac{\text{Retained Capital}}{\text{Total Assets}} \quad X3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Total Assets}} \quad X4 = \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$$

$$X5 = \frac{\text{Market Value of Equity}}{\text{Book Value of Total Debt}}$$

X2, X3 e X5 utilizam o mesmo denominador para relativizar as rubricas que se encontram no numerador. Assim sendo, faz sentido focar a análise nos numeradores destas variáveis.

Compreende-se que X3 tenha um contributo significativo para a explicação do modelo uma vez que o EBIT (Resultados Operacionais) é o indicador financeiro mais próximo da medida de *Cash Flow*, conceito preferencialmente utilizado na avaliação de uma empresa. Este argumento serve, por oposição, para justificar a menor relevância de X5. O volume de vendas não é um indicador claro da eficiência operacional da empresa, visto nele não estarem ainda descontados o total de custos incorridos pela actividade. Se as margens operacionais diminuírem ao longo do tempo, de nada serve um aumento do volume de vendas. Ainda assim, é lícito assumir que, tendencialmente, uma empresa com superiores vendas beneficia de economias de escala. A consequente redução dos seus custos unitários acaba por impactar de forma positiva a performance da empresa.

Tão importante como analisar as decisões operacionais da empresa é analisar as decisões financeiras da empresa, nomeadamente os recursos de que esta se socorre para financiar a



actividade dos anos vindouros. As boas práticas ditam que uma empresa deverá reter parte do resultado líquido do ano anterior para financiar parte (ou a totalidade) da actividade da empresa no ano seguinte. Quando mais recursos forem retidos, menores as necessidades de financiamento adicional (conseguida pela emissão de nova dívida ou pela realização de aumentos de capital). Assim sendo, quanto maiores as variações (positivas) da rubrica de resultados retidos, menores serão em princípio as variações da dívida total e as variações do capital social da empresa. Por aqui se percebe o impacto positivo e relevante que este rácio tem na explicação do modelo.

Tendo em conta o racional financeiro para os resultados obtidos e tendo em conta a consistência desses resultados, é lícito assumir que o modelo de Altman (1968) é um bom modelo para prever a falência das PME's em Portugal. Contudo o modelo de Ohlson (1980) parece superar essa capacidade de previsão, tendo para a nossa amostra registado uma superior percentagem de classificações acertadas. Devemos por isso optar por este modelo, tendo sempre em consciência as limitações que a sua utilização implica.

## 5. Conclusão

### 5.1. Principais Resultados

Partindo do modelo original de Altman (1968), testámos a capacidade que o mesmo tem para prever a falência das empresas portuguesas, considerando uma amostra representativa do tecido empresarial português, com empresas falidas em 2011. Concluímos, com 95% de confiança, que nem todas as variáveis propostas são estatisticamente significativas e que a capacidade de explicação do modelo depende essencialmente dos rácios:  $\frac{Retained\ Capital}{Total\ Assets}$ ,  $\frac{EBIT}{Total\ Assets}$ ,  $\frac{Sales}{Total\ Assets}$ .

Os testes de robustez feitos em torno do modelo permitiram concluir que amostras emparelhadas não alteraram a significância estatística das variáveis, e a inclusão de *outliers* põe em causa a consistência de resultados por tornar o modelo instável.

A inclusão adicional da variável  $\frac{EBIT}{Interest\ Expense}$  resultou numa diminuição da percentagem de Erro Tipo I, querendo dizer que a sua inserção melhora a capacidade de previsão do modelo, quando aplicada à realidade das PME's portuguesas.

Estudos futuros devem ser realizados utilizados no sentido de perceber se a utilização de modelos de probabilidade condicionada aumenta a capacidade de previsão.

### 5.2. Principais Limitações do Estudo

A utilização de rácios tem a grande vantagem de permitir a fácil e rápida comparação de empresas. Contudo, há todo um conjunto de limitações associadas à utilização dos mesmos. Entre eles destacam-se:

1) A possibilidade destes terem sido manipulados contabilisticamente para transparecer uma situação financeira mais vantajosa. Isto acontece sobretudo quando a empresa passa a estar incluída num índice accionista, sendo por isso atentamente seguida pelos investidores, ou quando a gestão passa a ter a pressão imposta pelo olhar atento das agências de notação de crédito.

2) A utilização de diferentes critérios contabilísticos pelas empresas: os métodos contabilísticos diferem de empresa para empresa, sendo por isso mais uma fonte de enviesamentos na comparação relativa de umas face às outras. A acrescentar é difícil identificar os efeitos que as alterações contabilísticas induzem na informação financeira.

3) Eventual sazonalidade do modelo de negócio: A sazonalidade é passível de ser identificada uma vez analisado o ciclo operacional de uma empresa. Contudo é de difícil quantificação e normalização, pelo que normalmente não é excluído neste tipo de análises.

4) A Inflação: Há ainda que considerar o efeito da inflação quando comparamos rácios numa série temporal. Este efeito é de difícil quantificação e exclusão uma vez que pode impactar mais significativamente umas indústrias (impacta mais Clientes e Fornecedores) do que outras (predominantemente Imobilizado). Contudo, Norton e Smith (1979), citados por Cook and Nelson (1998) estudaram esta questão em particular e não encontraram diferenças significativas na capacidade de previsão dos modelos ajustados pela inflação. Esta descoberta indica que os dados financeiros históricos disponíveis, fornecem (em princípio) a informação necessária aos modelos de previsão, podendo esta ser utilizada directamente.

5) A escolha dos rácios não tem na generalidade dos casos uma fundamentação teórica: Barnes (1987), citado por Leinten (1991), defende que os rácios são escolhidos pelo seu grau de popularidade na literatura, juntamente com alguns eventualmente sugeridos pelo autor. Contudo, em nenhum dos casos resulta da formulação fundamentada de uma teoria, é antes tratada como uma questão empírica. Zavgren (1983, em Leinten (1991)) alega que falta de uma teoria que justifique a utilização de determinados rácios em detrimento de outros, leva à instabilidade dos resultados ditados pelos modelos de previsão. Também Wilcox (1973), defende que a falta de uma moldura conceptual resulta na reduzida utilidade das conclusões obtidas e na dificuldade de generalização desses resultados a outros universos. Esta é uma

crítica aos modelos estatísticos que derivam meramente da optimização estatística de variáveis quantitativas. Contudo, Karels e Prakash (1987) concluem que a selecção não fundamentada dos rácios financeiros não é surpreendente dada a limitação das bases teóricas que fundamenta a escolha de rácios.

Uma outra limitação, esta directamente relacionada com o estudo em causa, resulta do facto de ter surgido o novo modelo de normalização contabilística (SNC), de aplicação obrigatória a partir de 1 de Janeiro de 2010. Os dados recolhidos do SABI não garantem a existência de uma transposição adequada entre rubricas do POC e rubricas do SNC, e por isso deve esta situação ser aqui acautelada.

A acrescentar, a amostra que serviu à construção dos modelos é de dimensão relativamente pequena, tendo em conta que se pretende extrapolar os resultados obtidos para todo o universo das empresas portuguesas (de dimensão bastante superior ao numero de empresas utilizadas). Este facto resulta sobretudo da incompletude dos dados fornecidos pela base de dados SABI.

### **5.3. Contributos Futuros**

No seguimento do estudo realizado, vale a pena prestar atenção aos estudos que mais recentemente surgiram sobre alternativas metodológicas à criação de modelos de previsão de falência, nomeadamente as Redes Neutrais e a Teoria dos Jogos, já mencionados no ponto 3.1.4. Outros Contributos.

Faz ainda sentido verificar se estes modelos melhoram a capacidade de previsão se focados na falência de empresas do mesmo sector. Ainda, se estes modelos se podem aplicar ao estudo de instituições financeiras, que foram aqui excluídas.

Por fim, vale a pena verificar se os resultados se a capacidade de previsão do modelo se altera significativamente se utilizarmos os modelos Probit e Gombit.

## 6. Bibliografia

Altman, E. I. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *The Journal of Finance*, Vol. 23(4), pp. 589-609.

Altman, E. I., Haldeman, R. g. e Narayanan, P (1977), “Zeta Analysis. A New Model to Identify Bankruptcy of Corporations”, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, pp 29-54.

Altman, E. I. (1977-a), “Predicting Performance in the Savings and Loan Association Industry”, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 3(4), pp. 443-466.

Altman, E. I. (1983), “Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy”, John Wiley & Finance Inc, New York.

Altman, E. I. (1993), “Corporate Financial Distress and Bankruptcy – A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy”, 2<sup>nd</sup> Edition, John Wiley & Finance Inc, New York.

Barnes, P. (1987), “The Analysis and Use of Financial Ratios: A Review Article”, *Journal of Business Finance & Accounting* (Winter 1987), pp. 449-46.

Barnes, P. (1987), “The Analysis and Use of Financial Ratios: A Review Article”, *Journal of Business Finance & Accounting* (Winter 1987), pp. 449-46, citado por Leinten, E. (1991), “Financial Ratios and Different Failure Processes”, *Journal of Business, Finance & Accounting*, n.º 18, pp. 649-673.

Beaver, W. H. (1966), “Financial Ratios as Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 4, Empirical Research in Accounting Selected Studies, pp. 71-111.

Beaver, W. H. (1968), “Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure”, *The Accounting Review*, Vol. 43(1), pp. 113-122.

Beaver, W. H. (1968a), “Market Prices, Financial Ratios, and the Prediction of Failure”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 6(2), pp. 179-192.

Bell, T., Ribar, G. e Verchio, J. (1990), “Neural Nets Versus Logistic Regression: A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures”, *Proceedings of the 1990 D&T*, University of Kansas Symposium on Auditing Problems, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Begley, J., Ming, J. e Watts, S. (1996), “Bankruptcy Classification Errors in the 1980s: An Empirical Analysis of Altman’s and Ohlson’s Models”, *Review of Accounting Studies*, Vol. 1, pp. 267-284.

Boritz, J. e Kennedy, D. (1995), “Effectiveness of Neural Network Types for Prediction of Business Failure”, *Expert Systems with Applications*, 9(4), pp. 503-512, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Blum, M. (1974), “Failing Company Discriminant Analysis”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 12(1), pp. 1-25.

Brendon Y. e Rodney C. (2010), “Operational Risk Assessment – The Commercial Imperative of a More Forensic and Transparent Approach”, John Wiley & Finance Inc.

Casey, C. e Bartczak, N. (1985) “Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 23 (19), pp. 384-401.

Chen, K. e Shimerda, T. (1981), “An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios”, *Financial Management*, Vol. 10(1), pp. 51-60.

Coats, P. e Fant, L. (1992), “A Neural Network Approach to Forecasting Financial Distress”, *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems*, Vol. 10(4), pp. 9-12, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Cook, R. A. e Nelson, J. L. (1998), “A Conspectus of Business Failure Forecasting”, *The Journal of Finance*, April, pp. 589–609.

Cooley, W. W. e Lohnes, P. R. (1962), *Multivariate Procedures for the Behavioral Science*, John Wiley & Sons, Inc., Nova Iorque.

Deakin, E. (1972), “A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure”, *Journal of Accounting Research*, 10(1), pp. 167-179.

Edmister, R. (1972), “An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 7(2): 1477-1493, citado por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Eisenbeis, R. A. (1977), “Pitfalls in The Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics”, *The Journal of Finance*, Vol. 32(3), pp. 875-900.

Gentry, J. P. N. e Whitford, D. (1985), “Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 23(1), pp. 146-160.

Gilbert, L., Menon, K. e Schwartz, K. (1990), “Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress”, *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 17(1), pp. 161-171, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Hickman (1958), “Corporate Bond Quality and Investor Experience”, Princeton, N. J.: Princeton university Press, citado por Altman, E. I. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *The Journal of Finance*, n.º4, Vol. 23, pp. 589-609.

Joy, M. O., e Tollefson J. O. (1975), “On the Financial Applications of Discriminant Analysis”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 10(5), pp. 723-739.

Karels, G.V. e Prakash, A.J (1987), “Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy”, *Journal of business Finance and Accounting*, Vol. 14(2), pp. 573-593, citados por

Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Kinnear, P. R. e Gray, C. D. (2009), *SPSS 17 Made Simple*, Psychology Press, 1st Edition.

Koh, H. e Killough, L. (1990), “The Use of Multiple Discriminant Analysis in the Assessment of the Going-Concern Status of an Audit Client”, *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 17(2): 179-192, citados por

Lau, A. (1987), “A five-state financial distress prediction model”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 25(1), pp. 127-138.

Leinten, E. (1991), “Financial Ratios and Different Failure Processes”, *Journal of Business, Finance & Accounting*, Vol. 18, pp. 649-673.

Lo, A. (1986), “Logit Versus Discriminant Analysis, a Specification Test and Application to Corporate Bankruptcies”, *Journal of Econometrics*, Vol. 31(2), pp. 151-78.

Long, J. S. (1997), *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*, Thousand Oaks, CA.

Merwin, C. (1942), “Financing Small Corporations”, Bureau of Economic Research – New York, citado por Altman, E. I. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *The Journal of Finance*, n.º4, Vol. 23, pp. 589-609.

Messier, Jr. W. e Hansen, J. (1988), “Inducing Rules for Expert System Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data”, *Management Science*, Vol. 34(12), pp. 1403-1415, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Norton, C. L. e Smith, R. E. (January 1979), "A Comparison of General Price Level and Historical Cost Financial Statements in the Prediction of Bankruptcy," *The Accounting Review*, Vol. LIV, No. 1, pp. 72-87, citados por Cook, R. A. e Nelson, J. L. (1998), “A Conspectus of Business Failure Forecasting”, *The Journal of Finance*, April, pp. 589–609.



Ohlson, J. A. (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, Vol. 18(1), pp. 109-131.

Ohlson, J. A. (1985), *Why Companies Fail: Strategies for Detecting Avoiding and Profiting from Bankruptcy*, Lexington Books, Massachusetts.

Patrick, F. (1932), "A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms," *Certified Public Accountant*, October, November, e December, pp. 598-605, 656-62, e 727-31.

Pinches, G., Eubank, A., Mingo, K. e Caruthers, J. (1975), "The Hierarchical Classification of Financial Ratios", *Journal of Business Research*, n.º 3, Vol. 4, pp. 295-310.

Platt, H. D. (1985), *Why Companies Fail: Strategies for Detecting Avoiding and Profiting from Bankruptcy*, Lexington Books, Massachusetts.

Platt, H. D. e Platt, M. B. (1990) "Development of a Class of Stable Predictive Variables: The Case of Bankruptcy Prediction", *Journal of Business Finance & Accounting*, Spring, pp 31 – 51.

Salchenberger, L., Cinar, E. e Lash, N. (1992), "Neural Networks: A New Tool for Predicting Bank Failures", *Decision Sciences*, Vol. 23, pp. 899-916, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present", *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Santomero, A. e Vinso, J. D. (1997), "Estimating the Probability of Failure for Commercial Banks and the Banking System", *Journal of Banking and Finance*, citados por Ohlson, J. A. (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, Vol. 18(1), pp. 109-131.

Schwartz, K. B. (1982), "Accounting Changes by Corporations Facing Possible Insolvency", *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, Vol. 6 (1), pp. 32-43.

Sheppard, J. P. (1994), "The Dilemma of Matched Pairs and Diversified Firms in Bankruptcy Prediction Models", *Mid-Atlantic Journal of Business*, Vol. 30 (March), pp. 9-25.

Sinkey, Jr. J. (1975), "A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks", *Journal of Finance*, Vol. 30(1), pp. 21-36, citado por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present", *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Smith, R. F. e Winaor, A. H. (1935), "Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Corporations", Bureau of Business Research – University of Illinois, citados por Altman, E. I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *The Journal of Finance*, n.º4, Vol. 23, pp. 589-609.

Sori, Z. M., Hamid, M. A. A. e Nassir A. (2006), "Forecasting Financial Problems in Emerging Capital Markets", *International Finance eJournal*, Vol. 5, pp. 7-19.

Stickney, C. P. (1996), *Financial Reporting and Statement Analysis*, 3<sup>rd</sup> Edition, Ft. worth, TX: The Dryden Press.

Taffler, R (1984), "Empirical Models for the Monitoring of UK Corporations", *Journal of Banking and Finance*, 8(2): 199-227, citado por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present", *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Tam, K. (1991) "Neural network models and the prediction of bankruptcy", *Omega* Vol. 19(5), pp. 429-445, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present", *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Tam, K. e Kiang, M. (1992), "Managerial Applications of Neural Networks - the Case of Bank Failure Predictions", *Management Science*, Vol. 38(7), pp. 926-947, citados por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present", *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

Tamari M. (1966), "Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy", *Management International Review*, Vol. 4, p. 15-21.

Tennyson, B. M., Ingram, R. W. e Dugan, M. T. (1990), “Assessing the Information Content of Narrative Disclosures in Explaining Bankruptcy”, *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 17(3), pp. 391– 410.

Vinso, J. D. (1979), “A Determination of the Risk of Ruin”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 14(1), pp. 77-100, citado por Brendon Y. e Rodney C. (2010), “Operational Risk Assessment – The Commercial Imperative of a More Forensic and Transparent Approach”, John Wiley & Finance Inc.

Wang, B. (2004), “Strategy Changes and Internet Firm Survival”, Ph.D. Dissertation, University of Minnesota, citado por Bellovary, J. L., Giacomino, D. E. e Akers, M. D. (2007), “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present”, *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1 -42.

White, R. W., e Turnbull, M. (1975), “The Probability of Bankruptcy: American Railroads”, *Working Paper*, Institute of Finance and Accounting, London University Graduate School of Business, citados por Ohlson, J. A. (1980), “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 18(1), pp. 109-131.

Wilcox, J. W. (1971), “A Simple Theory of Financial Ratios as Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 9, pp. 389-85.

Wilcox, J. W. (1976), “The Gambler’s Ruin Approach to Business Risk”, *Sloan Management Review*, pp. 33-46.

Winakor, A., Smith, R. F. (1935), “Changes in Financial Structure of Unsuccessful Industrial Companies”, *Bureau of Business Research*, Bulletin n.º 51, University of Illinois Press.

Zavgren, C. V. (1985), “Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial firms: A Logistic Analysis”, *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 12 (Spring), pp. 19-45.

Páginas de Internet:

✚ Scribd.com: <http://www.scribd.com/doc/51958288/Financial-Ratios-as-predictor-of-failure>,  
accedido a 7 de Janeiro de 2013.

- ✚ [http://repositorio-iul.iscte.pt/bitstream/10071/1462/3/Disserta%C3%A7%C3%A3o\\_de\\_Mestrado\\_Economia\\_e\\_Pol%C3%ADticas\\_Publicas.pdf](http://repositorio-iul.iscte.pt/bitstream/10071/1462/3/Disserta%C3%A7%C3%A3o_de_Mestrado_Economia_e_Pol%C3%ADticas_Publicas.pdf), acedido em 9 de Janeiro de 2013
- ✚ [http://epublications.marquette.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1025&context=account\\_fac](http://epublications.marquette.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1025&context=account_fac),  
acedida a 7 de Maio de 2013.
- ✚ <http://www.credit-to-cash-advisor.com/Articles/CreditManagement/Z-Score>, acedido a 9 de  
Junho de 2013.
- ✚ <http://d-nb.info/1019790032/34>, acedido a 10 de Junho de 2013.
- ✚ <http://www.customessaymeister.com/customessays/Business/17967.htm>, acedido a 18 de  
Junho de 2013.
- ✚ [http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise\\_96/journal/vol4/cs11/report.html#What\\_is\\_a\\_Neural\\_Network](http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html#What_is_a_Neural_Network),  
acedido a 19 de Junho de 2013.
- ✚ <http://www.iapmei.pt/iapmei-faq-02.php?tema=7#101>, acedido a 22 de Julho de 2013.